

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ
DEPARTAMENTO DE INFORMÁTICA

RUBISLEY DE PAULA LEMES

**BIOMETRIA NEONATAL: DA AQUISIÇÃO AO
RECONHECIMENTO POR IMAGENS PAPILOSCÓPICAS
DIGITAIS.**

CURITIBA

2014

RUBISLEY DE PAULA LEMES

**BIOMETRIA NEONATAL: DA AQUISIÇÃO AO
RECONHECIMENTO POR IMAGENS PAPILOSCÓPICAS
DIGITAIS.**

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Informática, Setor de Ciências Exatas, Universidade Federal do Paraná, como requisito à obtenção do grau de Doutor em Informática.

Orientadora: Profa. Dra. Olga R. P. Bellon

Orientador: Prof. Dr. Luciano Silva

CURITIBA

2014

AGRADECIMENTOS

Gostaria de agradecer inicialmente a Deus por sempre ter iluminado o meu caminho. A minha avó Antônia Orsanta do Carmo da Silva, já falecida e que durante toda sua vida me ensinou e ensinou sua grandiosa família o quão importante é viver a vida de uma forma digna e honesta, seguindo os ensinamentos de Deus. Muito obrigado por seu amor, amizade e carinho.

Aos meus pais, Coraci Maria Delurdes Lemes e Doracino Rodrigues Lemes que sempre me incentivaram e acreditaram que a educação é a maior riqueza que poderiam deixar para seus filhos. A minha irmã que desde sempre me deu todo o apoio e coragem necessários sempre que eu precisava.

Aos meus orientadores Olga Regina Pereira Bellon e Luciano Silva por toda paciência e competência no qual sempre conduziram o seu trabalho, o qual venho acompanhando como aluno há 9 anos.

A CAPES, CNPq e FINEP pelo apoio financeiro.

Aos colegas, profissionais de saúde da maternidade do HC-UFPR e da maternidade Victor Ferreira do Amaral, professores e amigos que direta ou indiretamente me incentivaram e contribuíram para a conclusão deste trabalho.

A todos:

Que a trilha certa se abra à sua frente,

Que o vento sopra levemente em suas costas,

Que o sol brilhe morno e suave em sua face,

Que a chuva caia de mansinho em seus campos.

E até que nos encontremos de novo...

Que Deus lhe guarde nas palmas de suas mãos.

Prece Irlandesa

RESUMO

Este trabalho apresenta uma solução original para biometria neonatal através de imagens papiloscópicas digitais adequadas ao reconhecimento automático. Entretanto, o primeiro desafio é coletar estas imagens apropriadamente, uma vez que as características necessárias ao reconhecimento são difíceis de serem extraídas. Isto acontece devido ao fato das cristas papilares em recém-nascidos possuírem em média uma espessura entre 2,5 a 3 vezes menor do que em adultos. Além disso, as cristas são muito frágeis, deformando-se facilmente ao contato. Atualmente, não há nenhum equipamento para captura de imagens papiloscópicas digitais, disponível comercialmente, adequado para uso em reconhecimento neonatal. Os métodos tradicionais, como braceletes e coletas utilizando tinta e papel, são limitados e não são soluções eficientes para evitar trocas de bebês, roubo, tráfico e até mesmo garantir uma futura confirmação de identidade. Este trabalho é pioneiro no campo do reconhecimento papiloscópico de recém-nascidos de forma automática, possuindo duas etapas principais de desenvolvimento: abordagem SA+FC e abordagem DAISY+Poros+FAST. As duas abordagens são contribuições deste trabalho, bem como a definição de um protocolo de coleta de imagens, desenvolvimento de um modelo de extração de pontos de interesse (poros) e estruturação de um algoritmo de reconhecimento hierárquico propício à utilização de pontos de interesse em impressões papiloscópicas. Nos experimentos, utilizou-se em um primeiro momento impressões palmares capturadas por um sensor comercialmente disponível, porém com resolução inferior a mínima estimada como adequada aos propósitos da abordagem proposta (1500ppi). A abordagem SA+FC obteve 71% TAR em impressões palmares utilizando 0% FAR. A segunda etapa de desenvolvimento iniciou-se com uma nova fase de coleta de impressões papiloscópicas utilizando um sensor com maior resolução desenvolvido pelo prof. Luciano Silva do Grupo IMAGO de pesquisa. Como nesta segunda base de dados as imagens possuem resolução maior que 2400ppi, estruturas altamente discriminantes (poros) puderam ser extraídas e para tal fim, desenvolveu-se um novo detector dinâmico de poros, chamado Dynamic

Pore Filtering. Este detector não depende de técnicas de processamento de imagens para reconstrução das cristas e se adapta a diferentes tamanhos e formas de poros automaticamente. O algoritmo foi avaliado utilizando-se cinco base de dados diferentes. Os resultados obtidos pelo algoritmo em imagens papiloscópicas de recém-nascidos são comparáveis àqueles estado-da-arte em imagens de adultos. Já os resultados do algoritmo em impressões digitais de adultos apresentam taxas de detecção verdadeira mais alta do que os métodos estado-da-arte em imagens de adultos. Estas estruturas de poros conjuntamente com pontos de interesse (corners) foram utilizados para gerar escores de cada região interdigital. Estes escores são combinados entre as regiões, hierarquicamente, garantindo resultados significativos de reconhecimento, ou seja, 92% TAR nas impressões palmares e 94% TAR nas impressões plantares utilizando 0% FAR. O algoritmo de reconhecimento DAISY+Poros+FAST foi também comparado com a primeira abordagem, melhorando significativamente os resultados, aumentando a taxa de 71% TAR para 98% TAR utilizando 0% FAR. As bases de dados utilizadas neste trabalho possuem 4107 impressões papiloscópicas coletadas nas maternidades Victor Ferreira do Amaral e maternidade do Hospital das Clínicas da UFPR. O reconhecimento biométrico proposto mostrou-se uma solução prática, baseando-se em métodos não-invasivos.

ABSTRACT

This work presents a solution for automatic biometric recognition of newborns through digital dermatoglyphic images. However, the first challenge was to appropriately capture these images, since the features used for recognition are difficult to be extracted. This happens because papillary ridges in newborns are, on average, 2.5 to 3 times smaller than adult ridges. Also, these ridges are very fragile, making them amenable to deformation. Currently, there are few biometric approaches in the literature and no commercially available equipment to capture digital dermatoglyphic images suitable to automatically recognize newborns. Traditional procedures, such as bracelets and ink-and-paper prints, are limited and are not effective in avoiding baby swaps, child kidnapping, illegal adoptions or in authenticating an identity in the future. This work is pioneer in the field of automatic dermatoglyphic recognition of newborns. Two main approaches were developed: the SA+FC approach and the DAISY+Pores+FAST approach. Both approaches are contributions of this work, as well as other important contributions: the design of an image acquisition protocol, the development of a model for extracting points of interest (pores) and the development of a hierarchical recognition algorithm to be used with points of interest extracted from dermatoglyphic images. In the experiments, first palmprints were acquired by a commercially available sensor, although its resolution was not appropriate to the proposed approach (1500ppi). The SA+FC approach achieved a 71% TAR at 0% FAR for these images. The second stage of development started with the acquisition of a new dermatoglyphic image database using a sensor with higher resolution that was developed by Prof. Luciano Silva at IMAGO research group. These images have resolution higher than 2400ppi, allowing the extraction of highly discriminating structures (pores). To this end, a novel pore detector was developed for keypoint extraction, named Dynamic Pore Filtering. This detector does not rely on image processing techniques to ridge enhancement and adapts itself to different sizes and shapes of pores. It was evaluated using five different datasets. The obtained results of the algorithm when using newborn

dermatoglyphic images are comparable to the state-of-the-art using adult fingerprint images. The results of the algorithm when using adult fingerprints images outperform the state-of-the-art using adult fingerprint images. The pore structures combined with other keypoints (corners) were used to match each interdigital region from palmprints or footprints. The scores were hierarchically combined to achieve feasible recognition results, i.e., 92% TAR for palmprints and 94% TAR for footprints at 0% FAR. We also compared the DAISY+Pores+FAST recognition algorithm to the SA+FC approach, and outperformed its results increasing the TAR from 71% to 98% at 0% FAR. The databases employed in this study have 4107 dermatoglyphic images collected in the maternity Victor Ferreira do Amaral and in the maternity of the UFPR Hospital. The proposed biometric recognition proved to be a practical solution, based on noninvasive methods.

LISTA DE FIGURAS

1.1	Fluxograma do reconhecimento biométrico.	14
1.2	Singularidades de uma impressão digital.	16
1.3	Padrões globais: (a) Arco, (b) Arco Tendido, (c) <i>Loop</i> para a Esquerda, (d) <i>Loop</i> para a Direita e (e) Espiral.	17
1.4	Principais regiões da impressão palmar: regiões interdigitais (I, II, III e IV), região tenar e região hipotenar. Pontos <i>a</i> , <i>b</i> , <i>c</i> , <i>d</i> e <i>e</i> , indicam a localização dos trirrádios.	18
1.5	Principais regiões da impressão plantar: regiões interdigitais (I, II, III e IV), região tenar e região hipotenar. Pontos <i>a</i> , <i>b</i> , <i>c</i> , <i>d</i> , <i>e</i> , e <i>p</i> , indicam a localização dos trirrádios.	19
2.1	Impressões papiloscópicas: a) impressão palmar (E), b) dedo indicador (E), c) dedo indicador (R).	33
2.2	Processo de rotação: (a) MRE e pontos extremos, (b) ângulo de rotação e (c) alinhamento final.	35
2.3	Estágio do processamento de imagens (Lemes <i>et al.</i> , 2011b): (a)-(c) MRE, remoção dos dedos e região de interesse, (d) equalização, (e) STFT, (f) CD, (g) Filtro de Gabor e detecção dos trirrádios.	36
2.4	Processo de reconstrução (Lemes <i>et al.</i> , 2011b): (a) uma região da imagem original; (b) Filtro de Gabor; (c) STFT; (d) Gabor + STFT.	37
2.5	Comparação do processo de reconstrução: (a) imagem original; (b) STFT + Filtro de Gabor; (c) modelo de difusão.	38
2.6	Processo de detecção de áreas recuperáveis (Lemes <i>et al.</i> , 2011b): (a) e (c) imagens originais, (b) e (d) áreas recuperáveis em branco.	40
2.7	Representação da vizinhança do ponto <i>p</i> (Rosten and Drummond, 2006). .	42
2.8	Impressões papiloscópicas com poros abertos (quadrados) e poros fechados (círculos).	43

2.9	Exemplos de estimativa do tamanho dos poros.	48
2.10	Círculos com raio r_L em torno de pontos candidatos.	49
2.11	Resultados da detecção de poros.	50
2.12	Pontos de interesse detectados utilizando (a) FAST e (b) DPF.	51
2.13	Geração dos templates.	53
2.14	Cálculo de similaridade Gabor.	55
2.15	Processo de registro de imagens (Lemes <i>et al.</i> , 2011b): (a) pré-alinhamento, (b) alinhamento final, (c) falso <i>matching</i> e (d) verdadeiro <i>matching</i>	56
2.16	Processo de registro de imagens (Lemes <i>et al.</i> , 2011b): área de sobreposição.	56
2.17	Resultados do reconhecimento (Lemes <i>et al.</i> , 2011b).	57
2.18	Regiões concêntricas em torno de um ponto de interesse.	58
2.19	Regiões interdigitais.	61
2.20	Modelo de reconhecimento hierárquico.	61
3.1	Análise de qualidade da base NB_ID: a) boa, b) normal, c) seca, d) úmida e e) borrada.	63
3.2	Região de interesse na base NB_ID_II: a) original e b) correção.	65
3.3	Impressões papiloscópicas da base NB_ID_II: a) palmar RN, b) plantar RN e c) digital adulto.	66
3.4	Cálculo do Rank Híbrido.	70
3.5	Resultados da Identificação.	71
3.6	Taxa de identificação: (a) subgrupo NB_ID_B e (b) subgrupo NB_ID_A.	73
3.7	Taxa de reconhecimento combinada por regiões e hierarquicamente.	74
3.8	Reconhecimento no sistema (SA + FC) e no sistema (DAISY + (FAST + DPF)).	75
3.9	Resultado do reconhecimento na base NB_ID.	76
3.10	Resultado do reconhecimento na base NB_ID_II.	77

LISTA DE TABELAS

1.1	Desenvolvimento das cristas papilares.	17
3.1	Classificação manual da base NB_ID.	64
3.2	Classificação automática da base NB_ID.	64
3.3	Classificação automática da base NB_ID_II.	65
3.4	Resultados do reconhecimento em impressões palmares (Gabor + STFT). .	70
3.5	Resultados do reconhecimento em impressões palmares (Modelo de Difusão). .	71

CONTEÚDO

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	Impressões papiloscópicas - propriedades	15
1.2	Impressões papiloscópicas - características	15
1.3	Identificação de recém-nascidos	19
1.3.1	Identificação por impressões plantares em papel e tinta	20
1.3.2	Outras formas de identificação neonatal presentes na literatura . . .	22
1.4	Objetivos	25
1.5	Contribuições	26
1.6	Organização do trabalho	27
2	MATERIAIS E MÉTODOS - ABORDAGEM PROPOSTA	29
2.1	Aquisição de imagens	29
2.2	Processamento das imagens	33
2.3	Deteção de pontos de interesse	40
2.4	FAST (<i>Features from Accelerated Segment Test</i>)	41
2.4.1	Teste de seguimento	41
2.4.2	Classificador	41
2.4.3	Supressão <i>non-maxima</i>	42
2.5	Deteção de poros	42
2.6	Métodos de extração de poros existentes	44
2.7	DPF (Dynamic Pore Filtering)	46
2.7.1	Extração da RI e equalização da imagem	46
2.7.2	Estimativa do limiar de binarização global	47
2.7.3	Estimativa do tamanho dos poros	47
2.7.4	Classificação e localização dos poros	48
2.8	Algoritmos de reconhecimento	51

2.8.1	Reconhecimento utilizando SA + FC	52
2.8.2	Sistema de reconhecimento DAISY + (FAST + DPF)	57
3	RESULTADOS E DISCUSSÃO	62
3.1	Análise de qualidade das imagens coletadas	62
3.2	Subgrupos utilizados nos experimentos	67
3.3	Resultados da detecção de poros utilizando o DPF	68
3.4	Sistema de reconhecimento híbrido SA + FC	69
3.5	Sistema de reconhecimento DAISY + (FAST + DPF)	72
4	CONCLUSÕES	78
4.1	Trabalhos futuros	79
	BIBLIOGRAFIA	82

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

Em todo o mundo, cerca de 131 milhões de nascimentos ocorrem por ano ¹, ². Dentre os três milhões de nascimentos que ocorrem anualmente no Brasil estimasse uma troca de bebê a cada 6.000 nascimentos ³. Nos Estados Unidos, ocorrem cerca de 4,7 milhões de nascimentos por ano e de acordo com (Dalton *et al.*, 2005) ocorrem aproximadamente 23.000 trocas anualmente.

O problema não está limitado somente às trocas acidentais de bebês. Em todo o mundo, milhares de casos de sequestro e adoções ilegais são reportados a cada ano. Recentemente, ocorreu na China o resgate de quase 400 crianças numa operação contra o tráfico de bebês ⁴. De acordo com (Azevedo, 2005), as adoções ilegais são um problema frequente, especialmente nas regiões mais pobres do Brasil. Nos Estados Unidos entre os anos de 1983-2010, de acordo com o *National Center for Missing and Exploited Children*, 270 casos de sequestro de crianças foram reportados (Bharadwaj *et al.*, 2010). Mas cabe ressaltar que a população mundial de crianças com idade entre 0-5 anos é de cerca de 500 milhões (Jia *et al.*, 2012). Quantos casos de trocas de recém-nascidos, sequestros de crianças e adoções ilegais ocorrem a cada ano, especialmente em países pobres? Desta forma, o reconhecimento biométrico de recém-nascidos surge como uma solução para suprir uma demanda ainda não atendida em maternidades, aeroportos e regiões de fronteira, sendo crucial para evitar tais problemas recorrentes em todo o mundo.

Este trabalho propõe abordagens de reconhecimento inovadoras para o problema desafiador da identificação neonatal (recém-nascidos) e apresenta os resultados da utilização de informações papiloscópicas extraídas de imagens com resolução adequada ao reconhe-

¹<http://data.worldbank.org/indicator/SP.DYN.CBRT.IN/countries>

²<http://www.ecology.com/birth-death-rates/>

³<http://tabnet.datasus.gov.br/cgi/tabcgi.exe?sinasc/cnv/nvuf.def>

⁴<http://oglobo.globo.com/mundo/china-resgata-quase-400-criancas-em-operacao-contra-trafico-de-bebes-11749173>

cimento biométrico automático.

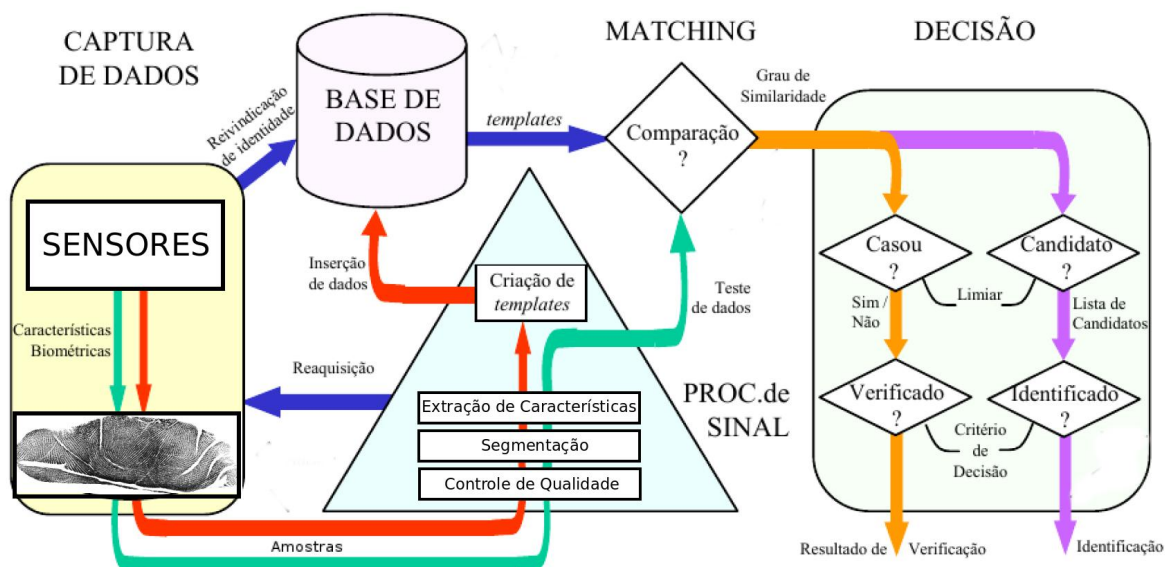


Figura 1.1: Fluxograma do reconhecimento biométrico.

A Figura 1.1 apresenta um fluxograma de funcionamento de um reconhecedor biométrico genérico, cuja entrada é uma impressão papiloscópica (impressão digital, impressão palmar ou impressão plantar) adquirida através de um sensor digital. As etapas seguintes englobam a classificação da imagem quanto sua qualidade, de forma que se possa automaticamente determinar quais imagens possuem o nível de qualidade requerido. Caso a imagem seja aceita, o próximo passo é processá-la computacionalmente visando extrair informações necessárias ao processo de reconhecimento do indivíduo, gerando assim um modelo biométrico (*template*). Na fase do reconhecimento, o modelo é então comparado com outros modelos previamente armazenados no banco de dados biométrico, visando descobrir qual a identidade do indivíduo relacionado ao modelo da imagem de entrada.

Durante os experimentos, foram coletadas 4107 impressões papiloscópicas na Maternidade Victor Ferreira do Amaral e na Maternidade do Hospital de Clínicas da Universidade Federal do Paraná (HC-UFPR). Os resultados do reconhecimento nas bases de dados mostram que a metodologia proposta é funcional para propósitos de comparação em caso de dúvida acerca da identidade do bebê, onde obteve-se taxas de acerto superiores a 90% em todas as bases testadas. Para que tal resultado fosse alcançado, as imagens foram adequadamente capturadas garantindo resolução e qualidade apropriadas ao reconhecimento

automático, de acordo com o protocolo de aquisição desenvolvido neste trabalho.

1.1 Impressões papiloscópicas - propriedades

No feto humano, os dermatóglifos (cristas papilares) na superfície dos dedos, palma das mãos e planta dos pés estão completamente formados após a 18^a semana de gestação (Cummins and Midlo, 1943; Castellanos, 1953). Porém, sua regeneração se mantém ao longo da vida. Observando-se que atualmente considera-se que ao nascer o bebê deve ter no mínimo 25 semanas, deveria ser possível coletar impressões papiloscópicas de todo recém-nascido (Cat, 2003)⁵.

O crescimento das células acontece segundo um padrão determinado pela informação genética e pelo microambiente no qual o feto está envolvido e que varia de dedo para dedo. O microambiente é a razão pela qual as impressões digitais se diferem em gêmeos idênticos. A forma que os dermatóglifos assumem é tão variável, que não se repete em diferentes regiões das mãos, dedos ou pés do mesmo indivíduo, ou em indivíduos distintos. Esta variação ocorre dentro de limites que permitem uma classificação sistemática. Sua forma é imutável e permanente, do nascimento à morte (Bolle *et al.*, 2003). Além disto, esta é uma característica biométrica aceita universalmente, obtendo taxas expressivas de reconhecimento quando aplicadas a adultos.

Por tais motivos a utilização das informações papiloscópicas se torna atraente ante outras biometrias, uma vez que estas, além de serem de fácil aplicação e aceitação, têm a grande vantagem da imutabilidade, podendo ser utilizadas inclusive posteriormente para propósitos de identificação.

1.2 Impressões papiloscópicas - características

As impressões papiloscópicas são formadas por um conjunto de cristas e vales distribuídos paralelamente uns aos outros, segundo determinada orientação e espaçamento. Diferentes características podem ser extraídas para fins de identificação: minúcias; padrão

⁵O autor do trabalho citado atualmente utiliza o seguinte nome como referência: Mônica Nunes Lima

geométrico; poros (Ross *et al.*, 2006).

No conjunto de cristas existe uma série de perturbações locais. Dentre estas, ocorrem com maior frequência a terminação e a bifurcação de uma crista, conhecidas por minúcias (Figura 1.2). Cada minúcia é caracterizada pelo seu tipo, coordenadas (x e y) e orientação.

Do ponto de vista global, o padrão assume formas distintas em uma ou mais regiões. Neste conjunto de formas encontram-se as principais características globais: o delta (trirrádio) e o núcleo (Figura 1.2). A partir do núcleo, as cristas formam padrões geométricos, onde são identificados cinco tipos básicos: Arco, Arco Tendido, *Loop* para a Esquerda, *Loop* para a Direita, Espiral (Figura 1.3). Estes tipos são utilizados principalmente para classificação (Wilson *et al.*, 1994; Yao *et al.*, 2001, 2003).

No caso de imagens com resolução superior a 2000ppi, outra característica possível de ser usada são os poros sudoríparos (Figura 1.2) (Ross *et al.*, 2006) presentes nas cristas papilares. O número, a disposição e a forma destes poros são altamente discriminantes, fazendo desta característica uma excelente opção para o reconhecimento.



Figura 1.2: Singularidades de uma impressão digital.

Entretanto, de acordo com (Cummins and Midlo, 1943; Gómez, 1943; Castellanos,

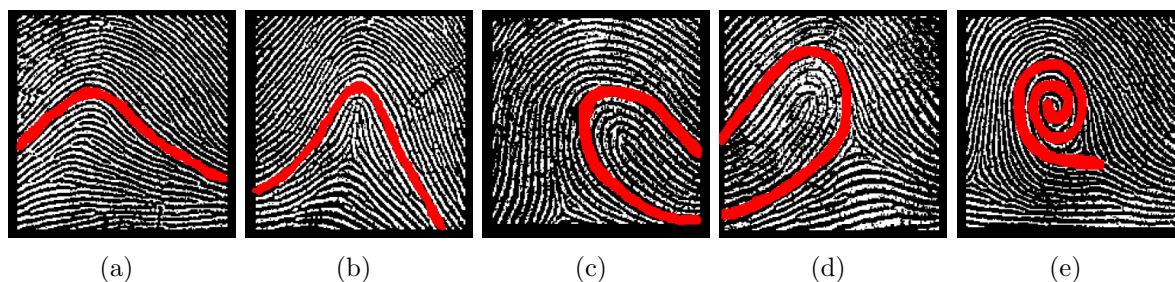


Figura 1.3: Padrões globais: (a) Arco, (b) Arco Tendido, (c) *Loop* para a Esquerda, (d) *Loop* para a Direita e (e) Espiral.

1953), as cristas papilares nos recém-nascidos à termo são de 2,5 a 3 vezes menores do que as de adultos, e são muito frágeis, deformando-se facilmente ao contato. Tais limitações tornam ainda mais desafiador o processo de reconhecimento destes indivíduos, uma vez que as características necessárias ao reconhecimento são ainda mais difíceis de serem extraídas. A Tabela 1.1 mostra o resultado dos estudos de (Gómez, 1943) e (Cummins and Midlo, 1943) quanto ao desenvolvimento das cristas papilares desde o nascimento até a vida adulta.

Em (Weingaertner *et al.*, 2008) utilizou-se os dados da Tabela 1.1 para estimar a resolução mínima necessária de um sensor para aquisição de impressões papiloscópicas apropriado para uso em recém-nascidos. Os sistemas automáticos de identificação por impressões digitais, homologados pelo FBI para uso em adultos, exigem sensores com uma resolução mínima de 500ppi (Bolle *et al.*, 2003). As cristas papilares em adultos medem em média 0,45 milímetros (mm), então para um recém-nascido cujas cristas papilares medem em torno de 0,15mm (Cummins and Midlo, 1943; Gómez, 1943), é necessária uma resolução mínima de 1500ppi (Weingaertner *et al.*, 2008).

Tabela 1.1: Desenvolvimento das cristas papilares.

Grupo	Gómez (Gómez, 1943)	Cummins (Cummins and Midlo, 1943)
Bebês prematuros	-	0.15mm
Recém-nascidos a termo	0.21mm	0.10 to 0.22mm
1 ano de idade	0.31mm	-
10 anos de idade	0.43mm	0.30 to 0.35mm
Adultos	0.50mm	0.43 to 0.48mm

Fonte: (Weingaertner *et al.*, 2008).

Outra observação interessante exposta por (Liu *et al.*, 2013) é que as minúcias são

dez vezes mais numerosas na região palmar do que nos dedos, em decorrência do fato da área da região palmar ser muito maior. Além disso, as cristas papilares nesta região tem, em média, 18% mais espessura do que nos dedos (Cummins and Midlo, 1943). A região palmar é subdividida em seis regiões principais: quatro regiões interdigitais (I, II, III e IV), região tenar e região hipotenar (Figura 1.4).

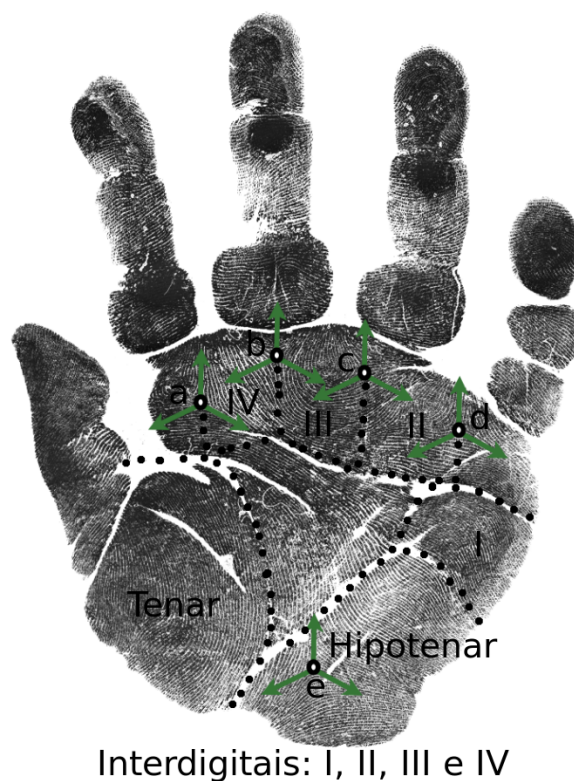


Figura 1.4: Principais regiões da impressão palmar: regiões interdigitais (I, II, III e IV), região tenar e região hipotenar. Pontos *a*, *b*, *c*, *d* e *e*, indicam a localização dos triângulos.

Da mesma forma que as impressões palmares, as impressões plantares também possuem um grande número de minúcias. As impressões plantares apresentam menor nitidez do que as impressões palmares ou impressões digitais (Weingaertner *et al.*, 2008). A Figura 1.5 exemplifica as oito principais regiões da impressão plantar: quatro regiões interdigitais (I, II, III e IV), região halucal, região tenar, região hipotenar e região calcânea (Cummins and Midlo, 1943).

No presente trabalho, as quatro regiões interdigitais da palma da mão e da planta do pé é que foram a base dos estudos desenvolvidos, pois tais regiões, em comparação com as impressões digitais, apresentam maior nitidez e maior número de informações necessárias

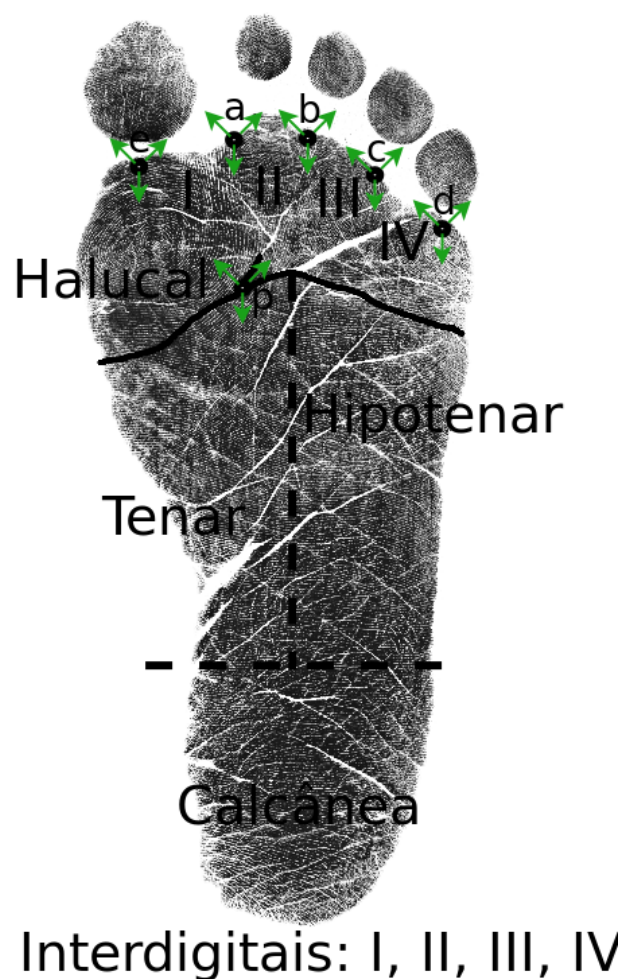


Figura 1.5: Principais regiões da impressão plantar: regiões interdigitais (I, II, III e IV), região tenar e região hipotenar. Pontos *a*, *b*, *c*, *d*, *e*, e *p*, indicam a localização dos trirrádios.

ao reconhecimento. É importante mencionar que cada região interdigital é caracterizada pela existência de um trirrádio.

1.3 Identificação de recém-nascidos

De acordo com (Castellanos, 1953; Wierschem, 1965; Shepard *et al.*, 1966; Pela *et al.*, 1975; Cat, 2003; Weingaertner *et al.*, 2008), abordagens tradicionais de identificação de recém-nascidos, tais como braceletes e impressões plantares coletadas com tinta e papel, não fornecem o nível de segurança requerido.

Soluções biométricas têm sido utilizadas amplamente em tarefas que demandam identificação de indivíduos. Para solucionar o problema desafiador do reconhecimento de recém-nascidos, sistemas biométricos também são uma boa opção, visto que já são tecno-

logias consolidadas no reconhecimento de adultos.

Em aplicações comerciais, as características biométricas mais comumente utilizadas são face, impressões digitais, geometria da mão, escrita, íris, voz, etc. (Jain *et al.*, 2004). Mas recentemente, algumas outras biometrias interessantes tem sido utilizadas, como é o caso das impressões palmares, veias das mãos, orelha, etc. (Jia *et al.*, 2012).

Mesmo com toda a evolução das tecnologias biométricas, existem poucas abordagens que tenham sido desenvolvidos para o propósito de identificação neonatal (Jia *et al.*, 2012; Bharadwaj *et al.*, 2010; Jia *et al.*, 2010b,a). Os sistemas biométricos comercialmente disponíveis são usados em sua totalidade para identificação de adultos (Bolle *et al.*, 2003; Ross *et al.*, 2006).

Como já mencionado, crianças com idade entre 0 e 5 anos correspondem a cerca de 400-500 milhões de indivíduos (Jia *et al.*, 2012). O desenvolvimento de sistemas de reconhecimento para este grupo tornaria mais democrático e abrangente o uso de tecnologias biométricas. Além disso, a utilização de tais sistemas em rodoviárias, aeroportos, maternidades, hospitais, ajudaria na redução dos índices de troca de bebês, adoções ilegais e tráfico de crianças.

1.3.1 Identificação por impressões plantares em papel e tinta

O método de identificação neonatal mais praticado no Brasil, é baseado em impressões plantares coletadas utilizando tinta e papel. Este método de aquisição é recomendado pelo *Federal Bureau of Investigation* (Stapleton, 1999). De acordo com (Bharadwaj *et al.*, 2010), 90% dos hospitais nos Estados Unidos coletam as impressões dos bebês utilizando este método em até duas horas após o nascimento. No Brasil, este procedimento é exigido por lei, porque é esperado que qualquer dúvida sobre a identidade do bebê possa ser sanada utilizando-se estas características biométricas.

Segundo (Cat, 2003), a utilização de impressões plantares para propósitos de identificação devido à ilegibilidade não é aconselhável. De acordo com (Castellanos, 1953; Wierschem, 1965; Shepard *et al.*, 1966; Pela *et al.*, 1975; Cat, 2003; Weingaertner *et al.*, 2008), é extremamente difícil coletar impressões plantares com boa qualidade. Isto se

deve basicamente às seguintes razões: (1) materiais e técnicas inadequadas são utilizados na captura (tinta, papel, cilindro); (2) a pele dos recém-nascidos é coberta por uma substância oleosa que dificulta o processo de coleta; (3) as cristas papilares possuem espessura entre 3 e 5 vezes menor do que em adultos; (4) as cristas são muito frágeis o que pode facilmente gerar deformações ao serem coletadas.

Já (Shepard *et al.*, 1966) apresentaram uma análise de 102 impressões plantares de 51 recém-nascidos. Uma das impressões foi coletada logo após o nascimento e a outra 5 ou 6 semanas após. Elas foram analisadas por papiloscopistas do Departamento de Justiça do Estado da Califórnia, que concluíram que apenas 10 bebês puderam ser realmente identificados. Entretanto, a maioria dessas 20 impressões que foram corretamente emparelhadas não possuía nitidez suficiente para permitir a emissão de um laudo que fosse judicialmente aceitável.

Porém, no estudo descrito por (Gleason, 1968, 1973) recomenda-se a continuidade da coleta das impressões plantares. Isto ocorreu devido a um caso de sequestro de um recém-nascido em um hospital no Texas (EUA). O bebê foi recuperado dois dias depois do ocorrido e a identificação manual por papiloscopista foi possível justamente por terem sido coletadas as impressões plantares logo após o nascimento. Por causa disso, afirmou que as conclusões do trabalho (Shepard *et al.*, 1966) ocorreram exclusivamente porque as impressões plantares foram inapropriadamente coletadas. Um detalhe que merece atenção é o fato de Gleason ter se baseado principalmente nas linhas de flexão. Como mencionado por (Weingaertner *et al.*, 2008), tais linhas se alteram no decorrer do crescimento da criança. No caso ocorrido no Texas, a identificação foi realizada apenas dois dias após a coleta inicial, o que favoreceu a identificação positiva.

Para Thompson *et al.* (Thompson *et al.*, 1981), a impressão plantar não serve para a identificação dos recém-nascidos, e o procedimento de coleta destas imagens deveria ser abandonado por gerar um custo desnecessário. Os autores chegaram a esta conclusão depois de verificarem que apenas 11% das 100 impressões plantares de 20 recém-nascidos à termo coletadas em 5 maternidades possuíam qualidade aceitável, e somente 1% possuía as características necessárias para o reconhecimento. Eles também observaram que desde

que a coleta havia sido instituída como rotineira nestes mesmos 5 hospitais, mais de 400.000 impressões plantares haviam sido coletadas, e nenhuma delas foi utilizada para tentar estabelecer a identidade de um recém-nascido.

De acordo com Cat (Cat, 2003), uma das principais causas da baixa qualidade das impressões plantares coletadas é o fato da pele dos recém-nascidos estar coberta por uma substância oleosa (verniz caseoso). Este problema foi também abordado por Mamede, Pelá e Silveira (Pela *et al.*, 1975), que analisaram 205 impressões plantares coletadas utilizando-se cinco substâncias desengordurantes para a remoção do verniz caseoso: benzina, metanol, éter etílico, toluol e clorofórmio. Os autores concluíram que a utilização de substâncias desengordurantes antes do procedimento de coleta produz melhores resultados. Dentre as substâncias analisadas, a benzina e o toluol tiveram melhores resultados, ao passo que o metanol foi a menos eficiente.

Desta forma, vários autores que conduziram diferentes experimentos, concluíram que mesmo com pessoal qualificado, bons materiais e técnica adequada, é muito difícil obter boas impressões plantares. A coleta efetuada nas melhores condições produz imagens nas quais é possível visualizar as linhas de flexão, mas não se obtém nitidez suficiente para analisar as cristas papilares. Isto também é válido quando se analisa os resultados apresentados por (Weingaertner *et al.*, 2008). Tais resultados mostram que as impressões palmares resultam em imagens de melhor qualidade do que as impressões plantares mesmo sendo as impressões palmares mais difíceis de serem adquiridas, uma vez que os recém-nascidos não abrem facilmente suas mãos.

1.3.2 Outras formas de identificação neonatal presentes na literatura

Um dos métodos não biométricos mais utilizados é a colocação de pulseiras com códigos de identificação, logo após o nascimento. Há diversos sistemas de pulseiras, desde simples fitas confeccionadas com material impróprio, até pulseiras mais tecnológicas dotadas de microchip com informações acessíveis eletronicamente e por rádio frequência, podendo ser consultado à distância. Entretanto, tal método pode ser fraudado, alterando-se ou

removendo a pulseira, e além disso, o método não serve para uma futura identificação da criança.

Métodos de reconhecimento facial mais recentes podem garantir taxas de acerto expressivas quando aplicado a adultos (Li and Jain, 2004). No entanto, tais métodos podem ser suscetíveis a variações de iluminação, pose, expressões e outras variações. Na análise destas abordagens do ponto de vista de aplicações voltadas ao reconhecimento neonatal, tais variações podem ser bastante desafiadoras, pois as faces de recém-nascidos sofrem grandes mudanças nos primeiros meses de vida, tornando difícil o reconhecimento de um dado indivíduo no futuro utilizando esta mesma característica. Além disso, os bebês são usuários que não cooperam com o sistema e o reconhecimento de gêmeos torna-se ainda mais difícil. As mesmas observações podem ser feitas para outra característica biométrica utilizada recentemente no reconhecimento biométrico de recém-nascidos, a orelha.

Neste sentido, os trabalhos apresentados por (Tiwari *et al.*, 2012a,b; Bharadwaj *et al.*, 2010), introduzem estudos sobre o reconhecimento facial e o reconhecimento da orelha de forma automática para identificação de recém-nascidos. Os trabalhos utilizam no reconhecimento vários algoritmos já consolidados em adultos, como SURF e LBP, PCA, redes neurais, dentre outros. Para medir o desempenho das abordagens propostas, imagens de vários bebês foram coletadas até 48 horas após o nascimento. Os resultados experimentais, mostraram que o reconhecimento utilizando tais características pode ser factível, conseguindo atingir uma taxa de identificação de cerca de 85%. Entretanto, os autores sugerem como trabalho futuro a coleta de imagens dos recém-nascidos depois de certo tempo para analisar a eficiência dos métodos propostos. Sendo assim, o reconhecimento facial ou utilizando a orelha não é ainda recomendado para o propósito de identificação neonatal nesta condição de variação ao longo do crescimento da criança. Os autores tratam em mais detalhes as bases de dados (faces e orelhas de recém-nascidos) utilizadas em seus estudos no trabalho (Tiwari *et al.*, 2013).

Baseando-se no fato das impressões papiloscópicas em recém-nascidos demandarem um sensor com resolução de no mínimo 1500ppi para serem coletadas, no trabalho de (Weingaertner *et al.*, 2008) foi desenvolvido no Grupo IMAGO de Pesquisa um sensor

protótipo para aquisição destas imagens com melhor resolução (1400ppi) do que o melhor sensor comercialmente disponível. Com este protótipo, duas impressões palmares e duas impressões plantares de 106 recém-nascidos foram coletadas. Papiloscopistas do Instituto de Identificação do Paraná (IIPR) examinaram as imagens e obtiveram uma taxa de reconhecimento manual de 67,7% e 83% utilizando impressões plantares e palmares, respectivamente.

O artigo (Jia *et al.*, 2012), propõe um sistema on-line de autenticação neonatal utilizando impressões plantares. No estágio de reconhecimento, quatro abordagens conhecidas como *Ordinal Code*, *Binary Orientation Co-occurrence Vector* (BOCV), *Competitive Code* e *Robust Line Orientation Code* (RLOC) são utilizadas. Os autores coletaram 1.938 impressões plantares de 101 recém-nascidos. Os mesmos autores também desenvolveram outras abordagens que utilizam *Band Limited Phase-Only Correlation* (BLPOC) e vários métodos representativos de redução de dimensionalidade como o PCA e o LDA (Jia *et al.*, 2010b,a). Resultados experimentais demonstraram que o sistema proposto é eficaz no processo de reconhecimento, atingindo taxas de acerto superiores a 80%. Entretanto, os algoritmos e abordagens utilizadas se baseiam essencialmente na orientação das linhas de fricção. Porém, estas estruturas podem se modificar no decorrer do crescimento, não sendo permanente tanto quanto as cristas papilares (Weingaertner *et al.*, 2008).

Outros dois trabalhos recentes (Balameenakshi *et al.*, 2013; Balameenakshi and Sumathi, 2013) também tratam da identificação utilizando impressões plantares. O interessante nestes trabalhos é que utilizam também as impressões digitais das mães no processo de reconhecimento. Porém, no reconhecimento das impressões plantares, os trabalhos baseiam-se em características que podem se alterar durante o crescimento da criança, como as linhas de fricção e textura das imagens. Portanto, também não seria recomendável sua utilização em uma confrontação futura utilizando as mesmas características.

Outro método bastante popular, inequívoco e frequentemente empregado é a identificação baseada na retirada de material genético para exame de DNA, considerado por muitos como o método biométrico definitivo. Entretanto, o método demanda laboratórios sofisticados e não pode ser utilizado em tempo real. Além disso, estes métodos por

DNA não são capazes de diferenciar gêmeos univitelinos, e são potencialmente invasivos, pois contém informações sobre predisposição à doenças, condição médica, raça e paternidade (Bolle *et al.*, 2003).

Embora o reconhecimento por íris obtenha taxas expressivas de reconhecimento em adultos (Daugman, 2007), também não é recomendável que se utilize este mesmo processo, uma vez que os recém-nascidos muitas das vezes não abrem seus olhos, especialmente os prematuros. Estes sistemas por íris também necessitam da colaboração do usuário, pois este deve ter a habilidade de olhar fixamente para um sensor de escaneamento, além disso deve-se evitar qualquer contato do olho do recém-nascido com tais dispositivos, uma vez que isto poderia machucá-los ou até mesmo gerar uma infecção. Outro fato relevante é que de acordo com (Weingaertner *et al.*, 2008), o padrão da íris somente se estabiliza depois do segundo ano de vida da criança.

1.4 Objetivos

O objetivo principal deste trabalho é desenvolver uma abordagem de biometria neonatal através de imagens papiloscópicas com resolução adequada ao reconhecimento automático. Considerando que a aquisição de imagens papiloscópicas de recém-nascidos não é uma tarefa trivial, tem-se também como objetivo a definição de um protocolo de aquisição de imagens que propicie a captura com qualidade suficiente para que o reconhecimento automático possa ser realizado.

No desenvolvimento da abordagem biométrica de reconhecimento espera-se que esta seja capaz de utilizar informações robustas e que sejam invariantes ao crescimento da criança, objetivando identificá-la no futuro. Sendo assim, outro objetivo é a definição de métodos de reconhecimento adequados às características das impressões papiloscópicas dos recém-nascidos, ou seja, métodos capazes de utilizar as cristas papilares presentes na palma da mão, planta dos pés e dedos, características muito estudadas, imutáveis e de grande aceitação.

Nas cristas papilares podem ser encontradas informações altamente discriminantes, os pontos de interesse, que também são encontrados em grande quantidade. Como as imagens

utilizadas na abordagem proposta devem possuir alta resolução, tais informações poderiam em teoria serem extraídas. Sendo assim, objetiva-se utilizar os pontos de interesse para realização de reconhecimento combinado por regiões interdigitais, visando obter resultados adequados para a identificação automática. Isto garantiria também que a qualidade das imagens não influenciariam negativamente o resultado final.

Além disso, como não há bases de dados de recém-nascidos de domínio público, objetiva-se com este trabalho gerar bases de dados papiloscópicas dos bebês, para futuramente poderem ser disponibilizadas.

1.5 Contribuições

Como contribuições do trabalho pode-se citar os dois métodos propostos para reconhecimento biométrico neonatal. O primeiro método possui como contribuição o reconhecimento biométrico utilizando o alinhamento das cristas papilares e características de textura orientada da estrutura das cristas, cujos resultados podem ser vistos em (Lemes *et al.*, 2011b,a, 2012).

Para que tais métodos sejam propícios ao reconhecimento, tanto um protocolo de aquisição quanto um sensor com resolução acima de 1000ppi devem ser utilizados. Sendo assim, o Prof. Luciano Silva do Grupo IMAGO de Pesquisa desenvolveu um sensor com capacidade de resolução de 2400ppi, bem acima do mínimo estimado como necessário ao reconhecimento neonatal (1500ppi). Através do sensor desenvolvido, imagens papiloscópicas digitais de recém-nascidos podem ser coletadas. A partir disso, uma das contribuições deste trabalho é o estudo e desenvolvimento de um protocolo de aquisição capaz de propiciar imagens com qualidade suficiente para se realizar o reconhecimento automático.

Uma vez que o sensor desenvolvido é capaz de fornecer imagens com uma resolução acima de 2000ppi, características altamente discriminantes passam a ser visualizadas, os poros. Para extrair tais características desenvolveu-se um algoritmo dinâmico de detecção de poros, o *Dynamic Pore Filtering* (DPF) que é uma das principais contribuições deste trabalho. O DPF não demanda a utilização de etapas de processamento caras computaci-

onalmente e além disso é capaz de adaptar-se aos diferentes tamanhos e formas dos poros presentes em imagens com diferentes resoluções.

Como um dos objetivos está relacionado a busca por características invariantes ao crescimento da criança, decidiu-se utilizar tanto poros quanto pontos de interesse (*keypoints*) para efetuar o reconhecimento, pois acredita-se que tais características sejam robustas a tais transformações decorrentes do crescimento. Neste sentido, a utilização de pontos de interesse em impressões papiloscópicas de recém-nascidos também é uma das contribuições do presente trabalho.

O reconhecimento é realizado separadamente para cada região interdigital das impressões palmares e plantares levando-se em consideração a relação espacial entre os pontos característicos (poros e pontos de interesse). Os escores resultantes do *matching* em cada região são então analisados e combinados de maneira hierárquica para obter taxas mais precisas de identificação. Portanto, a estruturação de um algoritmo de reconhecimento hierárquico propício à utilização de pontos característicos em impressões papiloscópicas apresenta-se como mais uma contribuição.

Por fim, devido a não existência de base de dados de domínio público tratando das biometrias papiloscópicas em recém-nascidos, a geração das bases de dados utilizados neste trabalho também pode ser mencionado como uma contribuição, uma vez que mais de 3500 impressões palmares e impressões plantares foram coletadas.

1.6 Organização do trabalho

Na seção seguinte mais detalhes serão fornecidos sobre a abordagem proposta que se divide em quatro subseções:

- Aquisição de imagens: apresentação das bases de dados, sensores utilizados e definição do protocolo de coleta de imagens proposto;
- Ferramenta de processamento de imagens: uma vez coletadas as imagens, o próximo passo é processá-las computacionalmente para se extrair as características necessárias ao reconhecimento. Desta forma, nesta subseção serão apresentados os

dois módulos de processamento de imagens propostos para as duas abordagens de reconhecimento;

- Modelos de extração de pontos de interesse: discussão sobre pontos de interesse, algoritmo de detecção de cantos (*corners*), algoritmos de detecção de poros existentes (vantagens e desvantagens) e algoritmo de detecção de poros proposto;
- Algoritmos de reconhecimento utilizados: serão abordados os dois métodos desenvolvidos para o reconhecimento automático neonatal: (1) baseado em textura das imagens e em alinhamento das cristas papilares; e (2) baseado em descrição de pontos característicos (pontos de interesse e poros).

Por fim serão apresentados os resultados obtidos, seguidos pelas conclusões.

CAPÍTULO 2

MATERIAIS E MÉTODOS - ABORDAGEM PROPOSTA

2.1 Aquisição de imagens

Para atender as exigências do reconhecimento automático de recém-nascidos com base em cristas papilares, utilizou-se como primeiro teste um sensor comercialmente disponível (*CrossMatch* LSCAN 1000P¹) cuja resolução de 1000ppi é o mais próximo possível do mínimo estimado como necessário (1500ppi). Entretanto, além desta desvantagem o sensor não é ergonomicamente aplicável devido ao seu grande tamanho e peso, tornando difícil coletar as impressões palmares/plantares dos recém-nascidos.

Dentre as várias bases de dados de domínio público contendo impressões digitais, impressões palmares ou plantares, não existe nenhuma contendo imagens de recém-nascidos. Portanto, coletou-se durante nove meses, impressões palmares e plantares de 250 recém-nascidos na maternidade do Hospital das Clínicas da Universidade Federal do Paraná (HC-UFPR). Foram coletadas 2.442 imagens (4964×5120 pixels, 256 níveis de cinza), 1.221 impressões palmares e 1.221 impressões plantares, formando a base de dados NB.ID. As imagens foram coletadas entre 1 e 48 horas após o nascimento. Foram até cinco sessões de coleta por bebê. Em cada sessão, três imagens da palma direita e três imagens do pé direito foram coletadas.

Como já mencionado, uma substância oleosa recobre a pele dos recém-nascidos (verniz caseoso). Para se obter imagens papiloscópicas com qualidade é necessário utilizar técnicas e substâncias adequadas para remover tal substância, provendo uma superfície limpa. Neste sentido, objetivando desenvolver um protocolo inicial eficaz de coleta, as impressões palmares e plantares da base de dados NB.ID foram coletadas utilizando-se diferentes técnicas (*e.g.*, água e sabão, somente álcool 70% ou ambos). Em adição, foram feitos experimentos com base na pressão exercida na palma da mão do bebê sobre o sensor

¹<http://www.crossmatch.com/l-scan-1000p.php>

(*e.g.*, pressão alta ou baixa).

Através dos testes feitos com este protocolo inicial, verificou-se que um grande número de imagens não possuía qualidade suficiente para se realizar o reconhecimento. Para se chegar a esta conclusão as seguintes razões foram consideradas: (1) durante o processo de escaneamento, o bebê pode mover a mão ou o pé, resultando em imagens ou cristas com deformação; (2) a pressão aplicada sobre o pé ou a mão foi muito alta (cristas deformadas) ou muito fraca (cristas não visíveis); (3) a pele ficou muito seca e com baixo contraste quando somente álcool foi utilizado para a limpeza; (4) a substância oleosa não foi completamente removida quando se utilizou somente água e sabão, e além disso a pele fica muito úmida se ela não for apropriadamente seca.

Desta forma, para coletar imagens com boa qualidade, concluiu-se que o melhor protocolo deve ser o seguinte: (I) usar álcool como primeiro passo de limpeza; (II) para garantir um bom processo de limpeza, um segundo estágio com água e sabão é necessário; (III) a mão precisa ser seca utilizando papel toalha; (IV) é muito importante ter um tempo de exposição rápido e aplicar pressão moderada da superfície palmar/plantar sobre o sensor.

Entretanto, visando definir um protocolo que melhor atendesse as necessidades do reconhecimento automático, iniciou-se uma colaboração entre o Grupo Imago de Pesquisa da UFPR e o Instituto de Identificação Tavares Buril (IITB) da Polícia Civil do Estado de Pernambuco. O Instituto busca uma automatização do seu processo de identificação neonatal e o Grupo Imago busca avançar sua pesquisa na área de identificação biométrica neonatal (Cat, 2003; Weingaertner *et al.*, 2008).

Sendo assim, foram coletadas imagens papiloscópicas de recém-nascidos em algumas maternidades da cidade do Recife, com os objetivos de validar o novo sensor desenvolvido, bem como definir o novo protocolo. Estas coletas contaram com a participação conjunta de membros do Grupo Imago e do IITB, em especial a perita papiloscopista Nilma Azevedo. Na ocasião foram coletadas 477 impressões digitais, palmares e plantares de 21 bebês. Nas coletas foram utilizadas as seguintes substâncias para a limpeza da região palmar e plantar:

- Teste 1: soro fisiológico a 0,9%;

- Teste 2: digliconato de clorexidina a 2%, diluído em água;
- Teste 3: digliconato de clorexidina a 2%, diluído em soro fisiológico a 0,9%;
- Teste 4: povidine ativo degermante a 10%, diluído em soro fisiológico a 0,9%;
- Teste 5: triclosano 0,5% (sabonete líquido antisséptico) diluído em soro fisiológico a 0,9%;
- Teste 6: sabonete líquido glicerinado (neutro) manipulado, diluído em água;
- Teste 7: sabonete líquido glicerinado (neutro) manipulado, diluído em soro fisiológico a 0,9%;
- Teste 8: digliconato de clorexidina a 2% + sabonete líquido glicerinado manipulado, diluído em água;
- Teste 9: digliconato de clorexidina a 2% + sabonete líquido glicerinado manipulado, diluído em soro fisiológico a 0,9%.

Os testes consistiram em efetuar a limpeza do pezinho ou mãozinha do recém-nascido com as substâncias mencionadas acima com posterior secagem utilizando-se gaze seca. Durante a coleta, caso a palma da mão ou a planta do pé estivesse muito seca, uma gaze umedecida com soro fisiológico era passada no pezinho ou mãozinha do bebê, para então efetuar nova coleta. Isto foi feito para aumentar o contraste da imagem. Ou seja, buscou-se um meio termo entre muito úmido e muito seco.

Com base nas imagens coletadas, cada imagem foi classificada de acordo com a sua forma estrutural pela perita papiloscopista. Ou seja, as imagens receberiam classificação excelente (E) caso fosse possível visualizar seu tipo estrutural, cristas papilares, poros e minúcias; boa (B) caso fosse possível visualizar um dos tipos estruturais, cristas papilares e minúcias; médias (M) caso fosse possível visualizar um dos tipos estruturais e cristas papilares; regulares (Re) caso fosse possível visualizar somente seu tipo estrutural; e ruim (Ru) caso não fosse possível visualizar nenhuma estrutura. Os tipos estruturais

mencionados são: (a) Arco; (b) Arco Tendido; (c) *Loop* para a Esquerda; (d) *Loop* para a Direita; e (e) Espiral. 1.3. Abaixo é apresentado o resultado obtido para cada teste.

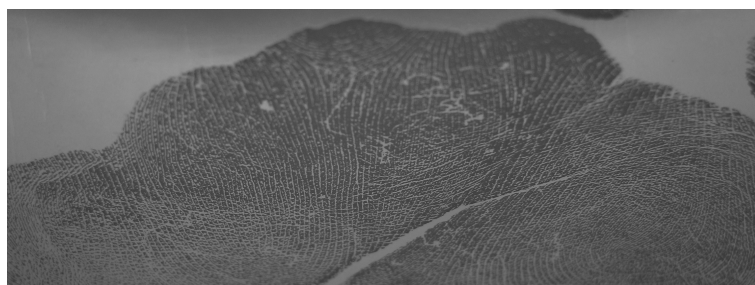
- Teste 1: impressões papilares classificadas como regulares (Re);
- Teste 2: impressões papilares classificadas como médias (M);
- Teste 3: impressões papilares classificadas como médias (M);
- Teste 4: impressões papilares classificadas como ruim (Ru);
- Teste 5: impressões papilares classificadas como excelente (E);
- Teste 6: impressões papilares classificadas como média (M);
- Teste 7: impressões papilares classificadas como média (M);
- Teste 8: impressões papilares classificadas como boa (B);
- Teste 9: impressões papilares classificadas como excelente (E).

Através dos experimentos realizados, concluiu-se que os Testes 5 e 9 obtiveram mais de 80% de imagens classificadas como excelentes, ou seja, imagens em que a perita papiloscopista conseguia identificar o tipo estrutural, cristas papilares, poros e minúcias. O Teste 8 também apresentou um bom desempenho, ou seja, mais de 50% de imagens classificadas como excelentes. Sendo assim, os três procedimentos podem ser utilizados no protocolo de limpeza das cristas papilares dos recém-nascidos. Através dos Testes, concluiu-se também que o equipamento de imageamento desenvolvido é adequado para gerar impressões papiloscópicas com qualidade para o reconhecimento biométrico dos recém-nascidos, ou seja, testes de emparelhamento efetuados manualmente pela perita papiloscopista. Tais conclusões podem ser verificadas no parecer técnico 001/2012-IITB.

A Figura 2.1 apresenta impressões papiloscópicas coletadas durante a fase de validação do novo sensor e de definição do protocolo de aquisição. As imagens coletadas durante os testes tiveram os objetivos apenas de definir os melhores protocolos a serem seguidos e de validar o novo sensor e não foram utilizadas pelas abordagens de reconhecimento.

Uma vez validados, o novo protocolo de aquisição e o sensor, partiu-se para a formação de uma segunda base de dados multibiométrica de recém-nascidos, a base NB_ID_II. Assim, coletou-se durante seis meses, impressões palmares e plantares de 191 recém-nascidos e impressões digitais de suas mães, na maternidade Vitor Ferreira do Amaral também parceira da Universidade Federal do Paraná.

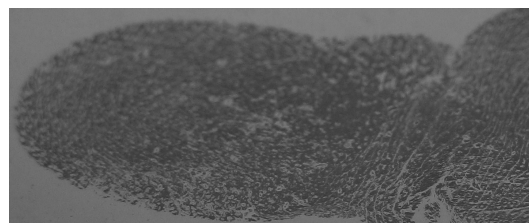
Foram coletadas 1665 imagens (4000×3000 pixels, 256 níveis de cinza), 513 impressões palmares (173 recém-nascidos) e 576 impressões plantares (191 recém-nascidos); e também 576 impressões digitais do polegar direito das mães. As imagens foram coletadas entre 1 e 48 horas após o nascimento, em apenas uma sessão de coleta por bebê. Em cada sessão, três imagens de cada uma das características biométricas listadas acima foram coletadas.



(a)



(b)



(c)

Figura 2.1: Impressões papiloscópicas: a) impressão palmar (E), b) dedo indicador (E), c) dedo indicador (R).

2.2 Processamento das imagens

Uma vez coletadas as imagens, o próximo passo é processá-las computacionalmente, de modo que as características necessárias ao processo de reconhecimento sejam obtidas. O módulo proposto para este fim possui os seguintes estágios: (1) definição do Menor Retângulo Envolvente (MRE), (2) correção da orientação da imagem, (3) remoção dos

dedos, (4) segmentação da Região de Interesse (RI), (5) classificação da imagem e equalização (Wu *et al.*, 2006), (6) etapa de reconstrução das cristas (Short Time Fourier Transform (Chikkerur *et al.*, 2007) e Modelo de Difusão), (7) estimativa do Campo Direcional (CD), (8) estimativa da frequência, (9) detecção de cristas recuperáveis, (10) Filtro de Gabor e (11) detecção dos trirrádios.

A Figura 2.3 apresenta as etapas do processamento listadas acima, que compõe o módulo de processamento de imagens do primeiro método de reconhecimento desenvolvido. No desenvolvimento da segunda abordagem de reconhecimento, a carga de trabalho da ferramenta de processamento de imagens é muito menor. As únicas etapas que compõem este segundo sistema são: (2) correção da orientação da imagem, (3) remoção dos dedos, (4) segmentação da Região de Interesse (RI), (5) classificação da imagem e equalização e (9) detecção de cristas recuperáveis. A partir daí a imagem já está preparada para se extrair os pontos característicos (pontos de interesse e poros).

No estágio 1, O MRE é detectado para eliminar áreas sem importância e evitar processamento desnecessário nos estágios subsequentes. O tamanho da imagem é reduzido, em média, de 4964×5120 pixels para 1600×1500 pixels. No estágio 2, o MRE é utilizado para corrigir a orientação da imagem (Fig. 2.2c). O ângulo de rotação α (Fig. 2.2b) para retificar a orientação da imagem é estimado automaticamente. Este processo consiste em encontrar os pontos extremos do MRE, como pode ser visto na Fig. 2.2a. Os pontos a até d são os pontos extremos do MRE (Fig. 2.2a). Os pontos e e f são os extremos esquerdo e direito da parte inferior do MRE respectivamente, e são computados utilizando uma pequena região (cerca de 20% do MRE), acima do ponto d . Então, utilizando estes 6 pontos, pode-se determinar os pontos g e h , onde:

$$x_g = x_a, \quad y_g = \frac{|y_c - y_b|}{2} + y_b$$

$$x_h = x_d, \quad y_h = \frac{|y_f - y_e|}{2} + y_e$$

com x e y como linhas e colunas da imagem, respectivamente. Assim, calculando um terceiro ponto i , como mostrado na Fig. 2.2b, onde $x_i = x_g$ e $y_i = y_h$, determina-se o

ângulo de rotação α definido como:

$$\alpha = \arcsin\left(\frac{\text{dist}(h, i)}{\text{dist}(h, g)}\right)$$

com $\text{dist}(x, y)$ sendo a distância Euclidiana entre dois pontos, x e y .

Após computar α , a imagem original é rotacionada. Para verificar a eficiência deste método foi utilizado um total de 1000 imagens com diferentes ângulos de rotação, proporcionando 90% de alinhamentos corretos.

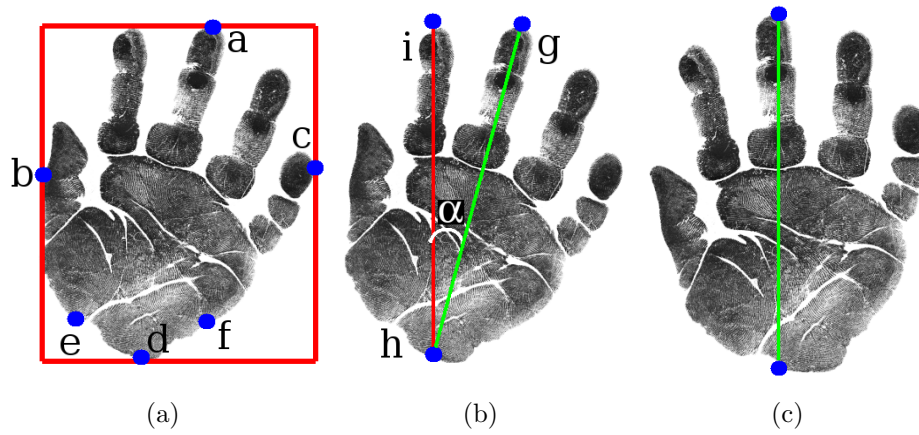


Figura 2.2: Processo de rotação: (a) MRE e pontos extremos, (b) ângulo de rotação e (c) alinhamento final.

No estágio de remoção dos dedos, os pontos b e c são utilizados para dividir a impressão palmar em três áreas de igual tamanho (ver Fig. 2.3a) e definir o ponto e (nova origem) (Silva *et al.*, 2006). A partir desta nova origem, algumas parábolas com diferentes ângulos de abertura são traçadas. A ideia em (Silva *et al.*, 2006) é encontrar a parábola que menos intercepta o pé ou a mão, ou seja, a que melhor separa o pé ou a mão dos dedos, como pode ser visto na Fig. 2.3b (Parábola verde). Em seguida o ponto f é detectado. Para isto, o primeiro ponto de borda da impressão palmar ou plantar é encontrado em cada coluna da imagem dentro da área 1. O ponto f é o mais baixo dentre todos aqueles detectados. Em seguida toda a imagem abaixo e a esquerda do ponto f é descartada (Fig. 2.3c). Este estágio de pré-processamento é necessário para otimizar o tempo de processamento e para extrair a RI, ou seja, a região da impressão digital logo abaixo dos dedos (2.3c).

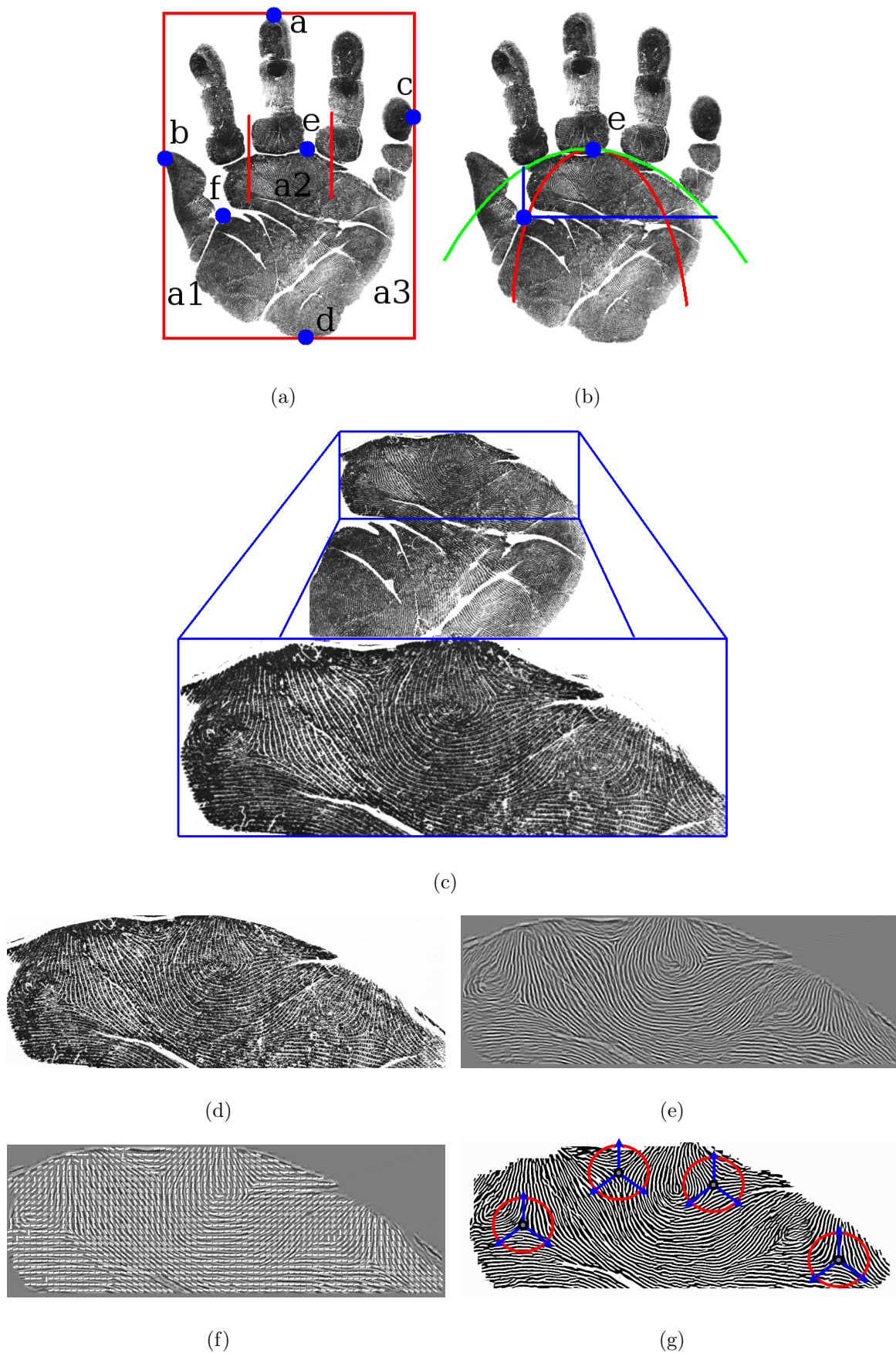


Figura 2.3: Estágio do processamento de imagens (Lemes *et al.*, 2011b): (a)-(c) MRE, remoção dos dedos e região de interesse, (d) equalização, (e) STFT, (f) CD, (g) Filtro de Gabor e detecção dos triarrádios.

O estágio 5 melhora a qualidade da imagem baseando-se em (Wu *et al.*, 2006), no qual as imagens são processadas segundo sua categoria de qualidade, variando entre boa (1), normal (2), seca (3), úmida (4) e borrada (5). Após a classificação em um dos 5 níveis de qualidade, a imagem é localmente equalizada através da técnica conhecida por CLAHE (*Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (Zuiderveld, 1994)) que utiliza o nível de classificação como limitador do contraste final, ou seja, o nível de qualidade é usado para restringir uma função de mapeamento da intensidade de entrada para a intensidade de saída, superando limitações da equalização padrão de histograma.

Uma operação de reconstrução da imagem baseada em *Short Time Fourier Transform* (STFT) (Chikkerur *et al.*, 2007) (Fig. 2.3d) é executada no estágio 6. Esta técnica é mais eficiente para o melhoramento/reconstrução do que o Filtro de Gabor (Hong *et al.*, 1998), que se baseia no uso de filtros contextuais cujos parâmetros dependem criticamente da correta estimativa da orientação e frequência das cristas. O STFT é capaz de simultaneamente prover informações mais robustas tanto de orientação quanto de frequência através de uma abordagem probabilística. Entretanto, para melhorar ainda mais a qualidade da imagem reconstruída, aplicou-se o Filtro de Gabor utilizando-se as informações mais robustas de orientação e frequência obtidas com o STFT, resultando assim em cristas com melhor definição (Fig. 2.4d).

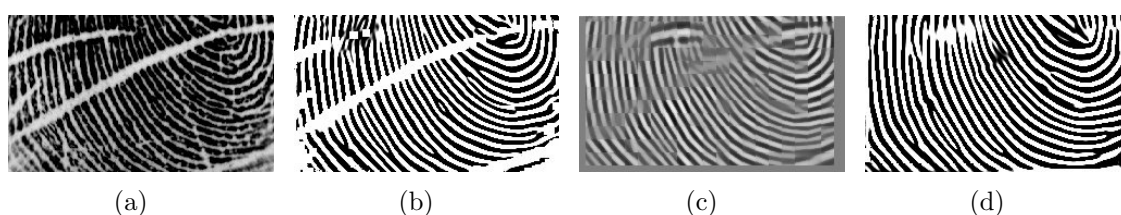


Figura 2.4: Processo de reconstrução (Lemes *et al.*, 2011b): (a) uma região da imagem original; (b) Filtro de Gabor; (c) STFT; (d) Gabor + STFT.

Da mesma forma, um trabalho interessante que também propõe melhoria no processo de reconstrução das cristas foi proposto por (Zhao *et al.*, 2009). O método consiste em um modelo de difusão não-linear dirigido pelas singularidades, ou seja, com base nas informações de regiões críticas da impressão digital, como é o caso dos centros, deltas e minúcias. O método aplica a reconstrução variando-se os parâmetros em relação a estas

regiões críticas que serão melhor preservadas. Este método também foi implementado neste trabalho, resultando em imagens onde regiões de grande variação de curvatura foram melhor preservadas em comparação ao método Gabor + STFT. Estas regiões são de grande importância nos métodos de reconhecimento que utilizam as singularidades. Na seção de resultados experimentais apresenta-se uma comparação dos resultados obtidos levando-se em consideração a reconstrução das cristas utilizando Gabor + STFT e utilizando o modelo de difusão. A figura 2.5 apresenta também uma comparação visual dos dois métodos de reconstrução.

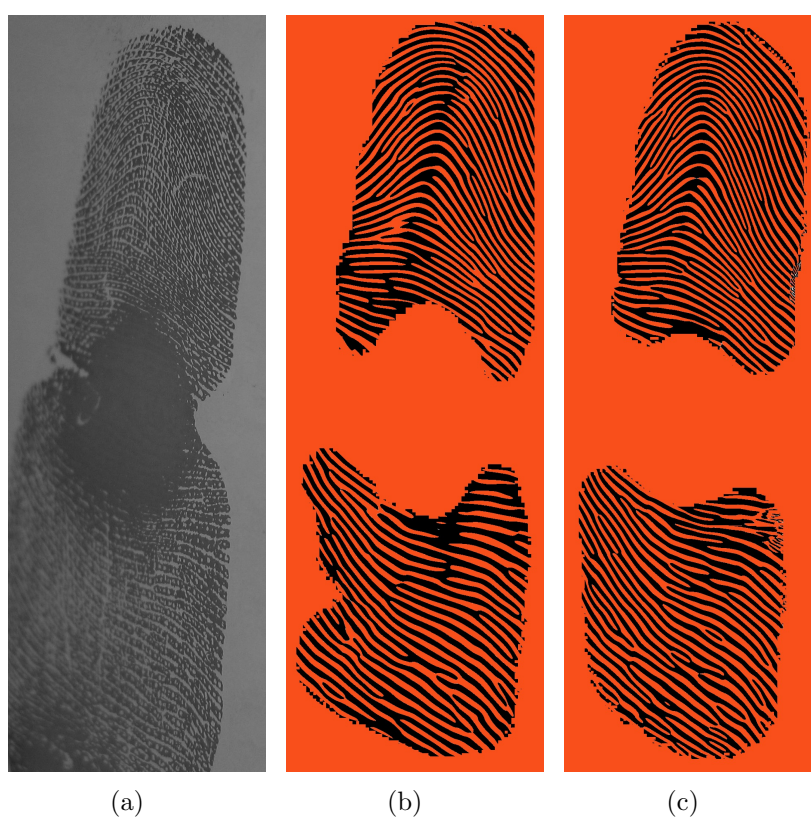


Figura 2.5: Comparação do processo de reconstrução: (a) imagem original; (b) STFT + Filtro de Gabor; (c) modelo de difusão.

Os estágios 7, 8 e 10 do módulo de processamento proposto são os mesmos apresentados em (Hong *et al.*, 1998) para impressões digitais de adultos. Nos estágios 7 e 8, a imagem é dividida em um conjunto de blocos não sobrepostos de tamanho 16×16 pixels, para extrair informações locais (Hong *et al.*, 1998). A orientação local da crista é definida para cada bloco (Fig. 2.3e). Uma janela orientada ao longo da direção normal a orientação é definida para cada bloco com o objetivo de estimar a frequência local das cristas.

No estágio 9, a imagem é classificada em duas categorias: recuperável e não recuperável. Neste estágio, primeiramente, um limiar global de Otsu (GOT) é calculado de acordo com (Otsu, 1979). Em seguida, a imagem é dividida em um conjunto de blocos não sobrepostos de tamanho 5×5 pixels, para extrair a informação local (Hong *et al.*, 1998). Os blocos recuperáveis são identificados para evitar a extração de falsas cristas e/ou minúcias no fundo da imagem e/ou em áreas muito ruidosas/borradas. Os blocos recuperáveis correspondem a área branca nas Figs. 2.6b e 2.6d. Para detectar os blocos recuperáveis, a variação dos níveis de cinza da imagem é localmente computada para cada bloco centrado no pixel(x,y) e orientado por CD[x,y], utilizando-se a seguinte equação:

$$V_i = \frac{1}{n_i} \left(\sum_{j=1}^{n_i} (F_{ij} - M_i)^2 \right), \quad (2.1)$$

com F_{ij} sendo o valor em tom de cinza do pixel j do bloco i , n_i é o número de pixels no bloco i e M_i é a média dos valores dos pixels no bloco i .

A variação global dos tons de cinza da imagem é estimada utilizando estes valores locais de acordo com a equação seguinte:

$$V_G = \frac{1}{n_b} \left(\sum_{i=1}^{n_b} V_i \right), \quad (2.2)$$

com n_b sendo o número de blocos na imagem.

Os blocos com valores de variação (V_i) maiores do que a média dos valores de variação global e limiar de Otsu ($(V_G + \text{GOT})/2$) são selecionados como recuperáveis. Isto se deve ao fato das áreas com impressões digitais apresentarem maiores variações nos tons de cinza do que as áreas de fundo e/ou ruidosas/borradas.

O Filtro de Gabor no estágio 10 melhora a visibilidade da estrutura de cristas em regiões recuperáveis para gerar uma imagem reconstruída (Fig. 2.3f). Finalmente, no estágio 11, o algoritmo conhecido como Índice de Poincare (Bolle *et al.*, 2003) é utilizado para extrair os trirrádios (Fig. 2.3f). Os estágios 2 e 11 são muito importantes para melhorar o desempenho do primeiro sistema de reconhecimento desenvolvido, uma vez que estes estágios reduzem as diferenças de orientação e translação entre duas imagens

analisadas.

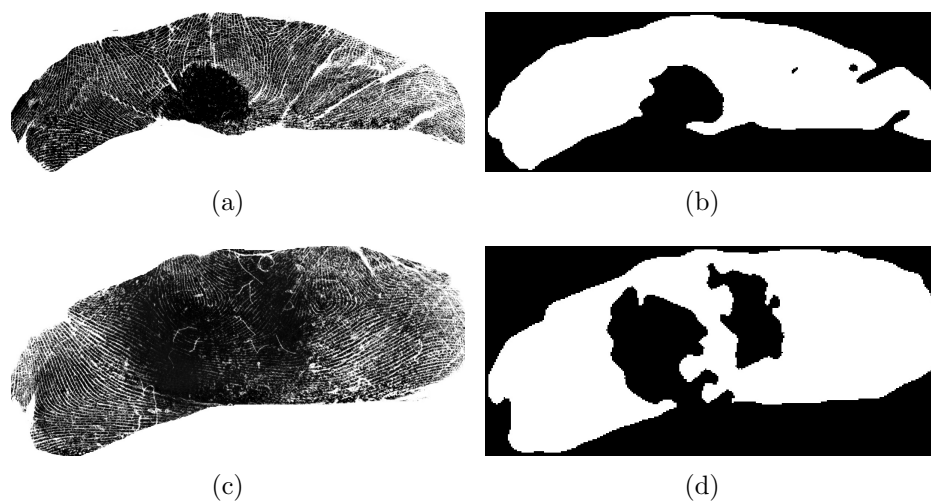


Figura 2.6: Processo de detecção de áreas recuperáveis (Lemes *et al.*, 2011b): (a) e (c) imagens originais, (b) e (d) áreas recuperáveis em branco.

2.3 Detecção de pontos de interesse

Atualmente, uma das principais frentes de pesquisa na área de Reconhecimento de Padrões consiste em encontrar e reconhecer precisamente um objeto/indivíduo usando o mínimo de características. Para isso, a literatura têm focado na criação e modificação de métodos de detecção e descrição de pontos de interesse (David, 2004; Shuai *et al.*, 2008; Bay *et al.*, 2008). Cada ponto de interesse é detectado e posteriormente descrito através da compressão de suas características vizinhas tais como orientações, diferenças de gradientes, cores entre outras.

Cabe ressaltar que esses pontos de interesse são invariantes à maioria das transformações que podem afetar uma imagem, tais como: iluminação, escala, rotação, ruído e orientação da câmera. Sendo assim, torna-se interessante o uso destes no reconhecimento biométrico, visto que são capazes de transformar uma imagem em um conjunto de assinaturas formadas pelos descritores desses pontos de interesse.

Neste contexto, é interessante extrair pontos de interesse para reconhecer indivíduos utilizando imagens papiloscópicas. No presente trabalho fez-se o uso de um método muito utilizado para detecção de cantos (corners), conhecido como FAST (Rosten and Drum-

mond, 2006) (*Features from Accelerated Segment Test*). Também foi desenvolvido um método original de detecção de poros visando obter um bom desempenho em termos de detecção que foi denominado de DPF (*Dynamic Pore Filtering*), específico para uso em imagens papiloscópicas.

2.4 FAST (*Features from Accelerated Segment Test*)

O detector FAST é um método de extração de pontos característicos que pode ser utilizado em vários problemas da área de visão computacional, tais como rastreamento e reconhecimento de objetos. O FAST se baseia na detecção de cantos (*corners*) que são comumente usados como pontos de interesse, sendo o FAST um dos detectores de cantos mais eficientes encontrados na literatura (Rosten and Drummond, 2006).

O detector é dividido em duas partes: a primeira consiste no teste de seguimento e a segunda parte consiste na máquina de aprendizagem.

2.4.1 Teste de seguimento

O teste de seguimento considera um círculo de até dezesseis pixels ao redor do ponto p candidato (Figura 2.7). O detector realiza um teste inicial com quatro pixels 1, 5, 9 e 13. Se p é um canto, então pelo menos três desses pixels devem ser mais claros ou mais escuros do que p , senão ele não é um canto. Se o ponto p for considerado canto, o critério de teste de seguimento é refeito utilizando todos os 16 pixels. Esse detector é o mais eficiente dentre os detectores de pontos na literatura.

2.4.2 Classificador

Levando-se em consideração os 16 pixels da vizinhança do ponto p detectado como canto (Figura 2.7), o classificador seleciona os três pixels (teste inicial) que maximizam a possibilidade do ponto p ser um canto. Cada pixel da vizinhança pode ser classificado em três conjuntos: $P_{+escuros}$, P_{iguais} e $P_{+claros}$. Esses conjuntos são utilizados em uma fórmula de entropia para contabilizar a quantidade de vezes em que o ponto p foi considerado um

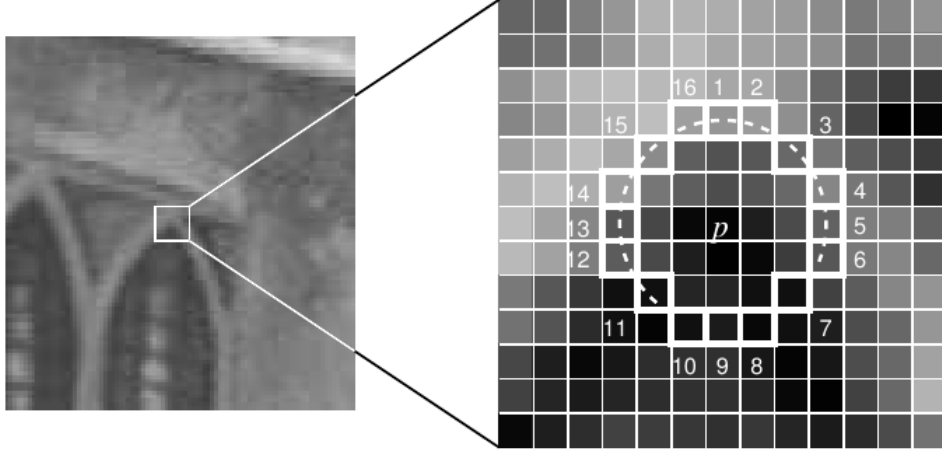


Figura 2.7: Representação da vizinhança do ponto p (Rosten and Drummond, 2006).

canto. Os três pixels vizinhos com valor máximo de entropia são então escolhidos.

2.4.3 Supressão *non-maxima*

Depois de serem selecionados os três pontos iniciais, o quarto ponto do teste inicial é selecionado pela supressão *non-maxima* (Canny, 1986), a fim de remover os cantos p_{adj} adjacentes que possam ser *outliers*, através da equação:

$$V = \max \left(\sum_{x \in P_{+claros}} |I_{xi} - I_p| - t, \sum_{x \in P_{+escuros}} |I_p - I_{xi}| - t \right), \quad (2.3)$$

sendo I_{xi} a intensidade do pixel vizinho $i = 1; \dots; 16$ do ponto p e I_p a intensidade do ponto p . O canto adjacente que possuir um alto valor V será selecionado e os outros cantos adjacentes serão descartados. Neste trabalho, foi utilizado a supressão non-maxima e o classificador padrão disponíveis em (Bradski, 2000) que se baseia no trabalho (Rosten and Drummond, 2006).

A Figura 2.12(a) mostra um exemplo de extração de pontos característicos detectados em uma impressão palmar da base de dados NB_ID utilizando o FAST.

2.5 Detecção de poros

Os poros são características altamente discriminantes, sendo encontrados em grande quantidade nas cristas papilares e podem estar abertos ou fechados (Jain *et al.*, 2007). Como

pode ser visto na Figura 2.8, poros fechados aparecem como um ponto luminoso isolado em uma crista escura, ao passo que um poro aberto, que está transpirando, está conectado com um vale vizinho também luminoso.

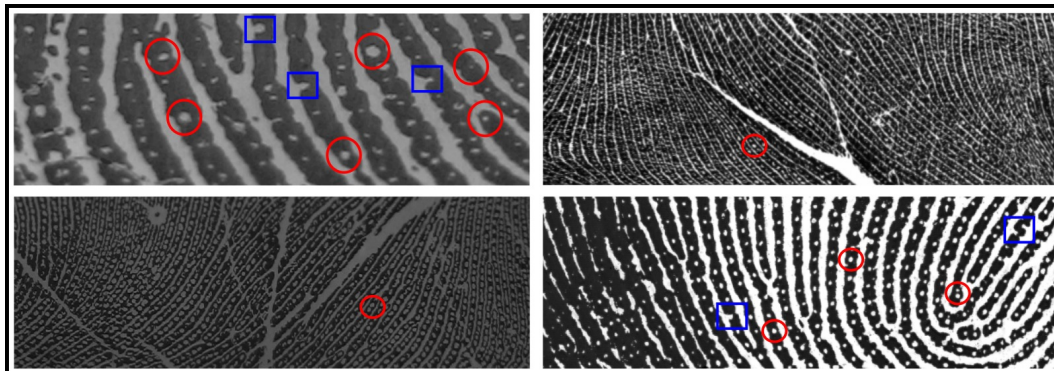


Figura 2.8: Impressões papiloscópicas com poros abertos (quadrados) e poros fechados (círculos).

Na literatura os poros são conhecidos como características de nível 3 (Jain *et al.*, 2007) e têm sido utilizados com sucesso em sistemas automáticos de reconhecimento de impressões digitais (Stosz and Alyea, 1994; Jain *et al.*, 2007; Zhao *et al.*, 2010). No entanto, a extração destes pontos de interesse é uma tarefa bastante difícil. O tamanho e forma dos poros variam muito entre diferentes impressões papiloscópicas e também dentro de uma mesma impressão (Figura 2.8). Desta forma, um método de detecção de poros necessita se adaptar a estas variações para poder obter resultados precisos.

No entanto, a grande maioria dos métodos de extração de poros utilizam para tal tarefa filtros estáticos ou deformáveis e que demandam informações previamente calculadas, como por exemplo, orientação e frequência das cristas (Ray *et al.*, 2005; Jain *et al.*, 2007; Parsons *et al.*, 2008). Porém, tais informações necessitam que a qualidade das imagens seja adequada ao processo de extração. E como o tamanho e formato dos poros variam bastante, utilizar filtros de tamanho fixo ou dependente de informações extras, acaba por influenciar negativamente o resultado final de detecção.

Outra desvantagem dos métodos até então propostos está relacionada à necessidade de se fazer um processamento das cristas para reconstruí-las, visando fazer uma filtragem nos poros detectados, pois poros só podem existir nas cristas. No entanto, este procedimento é caro e nem sempre eficiente, pois também depende da qualidade da imagem, das

orientações e frequências previamente calculadas.

Para contornar tais limitações, apresenta-se neste trabalho um novo método dinâmico de extração de poros que não necessita de etapas prévias de pré-processamento caras computacionalmente, tais como cálculo de orientação e frequência. O método também não necessita fazer reconstrução das cristas e não depende de pós-processamento para filtragem dos poros. Apenas depende de um pré-processamento leve utilizando um algoritmo de equalização de histograma (CLAHE) que será apresentado na seção relacionada ao processamento de imagens. Testes com o método proposto mostraram que o mesmo pode detectar poros de maneira precisa e robusta (taxas de detecção verdadeira acima de 80% e taxas de falsa detecção abaixo de 15%), e consequentemente melhorar os resultados do método de reconhecimento baseado em poros, como pode ser visto na seção de resultados experimentais.

A seguir apresenta-se uma breve revisão acerca dos métodos de extração de poros existentes e por fim a definição do método de detecção de poros proposto.

2.6 Métodos de extração de poros existentes

Os métodos de extração de poros existentes podem ser classificados em duas categorias: baseados na análise do esqueleto das cristas e baseados em filtros isotrópicos ou anisotrópicos.

Os primeiros métodos a surgir foram os baseados em esqueletização (Stosz and Alyea, 1994; Kryszczuk *et al.*, 2004a,b). Estes métodos primeiramente reconstroem as cristas, binarizam e fazem o afinamento (esqueletização). Em seguida fazem um percurso através deste esqueleto e sob determinado critério um poro é detectado. Estes métodos podem ser caros computacionalmente, são sensíveis à presença de ruído, e apresentam bons resultados quando aplicados a imagens que possuem resolução acima de 1500ppi e nível de qualidade que favoreça a esqueletização e posterior extração dos poros.

Os trabalhos de (Ray *et al.*, 2005; Jain *et al.*, 2007; Parsons *et al.*, 2008) apresentam modelos de filtragem isotrópicas, ou seja, os autores utilizam parâmetros unitários fixos para representar a escala dos poros. Porém, a escala dos poros, bem como a largura das

cristas e vales podem variar bastante de uma impressão digital para outra e até mesmo em diferentes regiões da mesma impressão digital. Tal afirmação pode ser verificada através da Figura 2.8, em que poros abertos e fechados possuem um padrão não isotrópico e a largura varia bastante. Sendo assim, de acordo com (Zhao *et al.*, 2010) estes métodos ficam limitados ao fato de não poderem se adaptar a variações presentes entre diferentes impressões digitais ou variações na mesma impressão digital.

Mais recentemente, o trabalho apresentado por (Zhao *et al.*, 2010) empregou modelos não isotrópicos, ou seja, utiliza informações locais como orientação e frequência das cristas onde os poros estão presentes para adaptar o modelo anisotrópico àquela região do poro. Para investigar a aparência espacial dos poros nas impressões digitais, os autores marcaram centenas de poros em várias imagens. Constataram dois tipos de estruturas de poros fechados e um tipo de poro aberto. Claramente, os poros abertos não são isotrópicos e todas as três estruturas ao longo da direção da crista apresentam perfis gaussianos que variam bastante em termos de largura de um poro para outro. Portanto, de acordo com (Zhao *et al.*, 2010), os métodos até então utilizados não poderiam ser na prática bem sucedidos, pois são isotrópicos e estáticos.

Com base no exposto, os autores (Zhao *et al.*, 2010) propuseram o método DAPM (*Dynamic Anisotropic Pore Model*) que visa representar os poros mais precisamente através de um modelo alimentado por dois parâmetros de ajuste da escala e orientação do filtro. Estes dois parâmetros são determinados adaptativamente de acordo com as características locais, ou seja, frequência e orientação das cristas.

O método proposto consiste de cinco passos principais: (1) particionamento da imagem em blocos e classificação dos mesmos; (2) cálculo da orientação e frequência das cristas; (3) reconstrução das cristas utilizando o Filtro de Gabor e binarização da imagem; (4) detecção dos poros utilizando filtragem; (5) pós-processamento para remoção de poros falsos.

Os resultados mostram que o método é eficiente na detecção dos poros, no entanto cabe reiterar que o método depende de informações prévias tais como orientação e frequência das cristas e que cujo processo de estimativa pode não ser preciso caso a qualidade da ima-

gem seja ruim. Além disso, os passos de reconstrução das cristas e do pós-processamento encarecem computacionalmente o processo de extração dos poros.

2.7 DPF (Dynamic Pore Filtering)

Como já mencionado, o tamanho e formato dos poros variam bastante entre diferentes impressões digitais e em uma mesma impressão digital. Portanto, é aconselhável que os métodos de extração de poros se adaptem a estas diferentes condições. Também é aconselhável que o método seja independente do cálculo de informações prévias tais como orientações e frequências das cristas. Além disso, o modelo pode ser robusto o suficiente de forma que não precise reconstruir as cristas para que possam ser utilizadas no processo de filtragem de poros falsos. Com base em todas estas exigências desenvolveu-se o DPF, um método dinâmico de detecção de poros.

O método proposto está dividido em cinco estágios: (1) extração da Região de Interesse (RI) e equalização da imagem; (2) estimativa do limiar de binarização global; (3) estimativa do tamanho dos poros; (4) classificação dos poros; e (5) estimativa da localização dos poros.

2.7.1 Extração da RI e equalização da imagem

Este estágio é executado como em (Lemes *et al.*, 2011b). Primeiramente, a imagem é retificada e os dedos são removidos das impressões palmares ou plantares, como proposto por (Silva *et al.*, 2006). Em seguida detecta-se o objeto de interesse global, ou seja, a parte das impressões plantares ou palmares composta pelas quatro regiões interdigitais. Por fim, uma equalização adaptativa, conhecida como *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) (Zuiderveld, 1994), é utilizada para normalizar a aparência da imagem, ou seja, normalizar o contraste entre cristas e vales.

2.7.2 Estimativa do limiar de binarização global

Neste estágio, um limiar global de binarização L_{BG} é calculado de acordo com o método de Otsu (Otsu, 1979), somente dentro da RI detectada no estágio anterior. Este método de binarização é um dos mais básicos e antigos encontrados na literatura, mas que consegue computar um limiar ótimo de segmentação para uma imagem com duas classes de pixels distintos, que é o caso das impressões papiloscópicas (cristas e vales). Após este estágio, somente pixels com valor acima do L_{BG} serão analisados, pois poros são sempre pontos com intensidade do pixel próximo ao branco.

2.7.3 Estimativa do tamanho dos poros

Para cada pixel com valor acima do L_{BG} , procura-se pelos vizinhos mais próximos, com valor abaixo do L_{BG} , em quatro direções: acima, abaixo, esquerda e direita. Em outras palavras, ao encontrar os quatro limites, encontra-se as bordas do poro ou do vale e consequentemente sua espessura. Existe uma distância máxima de busca para encontrar estes vizinhos, que foi empiricamente definida como 20 pixels com base em experimentos realizados sobre as bases de dados coletadas neste trabalho. Este limiar é baseado na análise do tamanho dos poros em múltiplas imagens de diferentes indivíduos e dispositivos de aquisição. Se mais de uma direção atinge este valor máximo, o pixel analisado é descartado, uma vez que este é considerado um ponto de vale.

A Figura 2.9 ilustra cinco exemplos deste processo, rotulados com as letras A , B , C , D e E . Os candidatos A e B são poros fechados, C e D são pontos de vale, e E é um poro aberto. Como pode ser visto, o candidato C atinge a distância máxima de busca acima e abaixo, sendo portanto descartado nos estágios seguintes. Poros fechados sempre atingem os vizinhos em todas as direções, e os poros abertos possuem uma de suas direções sem um vizinho.

Na sequência, um raio global dos poros r_G é calculado de acordo com a equação 2.4:

$$r_G = \frac{1}{4|P|} \sum_{p \in P} (d_{acima}^p + d_{abaixo}^p + d_{esquerda}^p + d_{direita}^p), \quad (2.4)$$

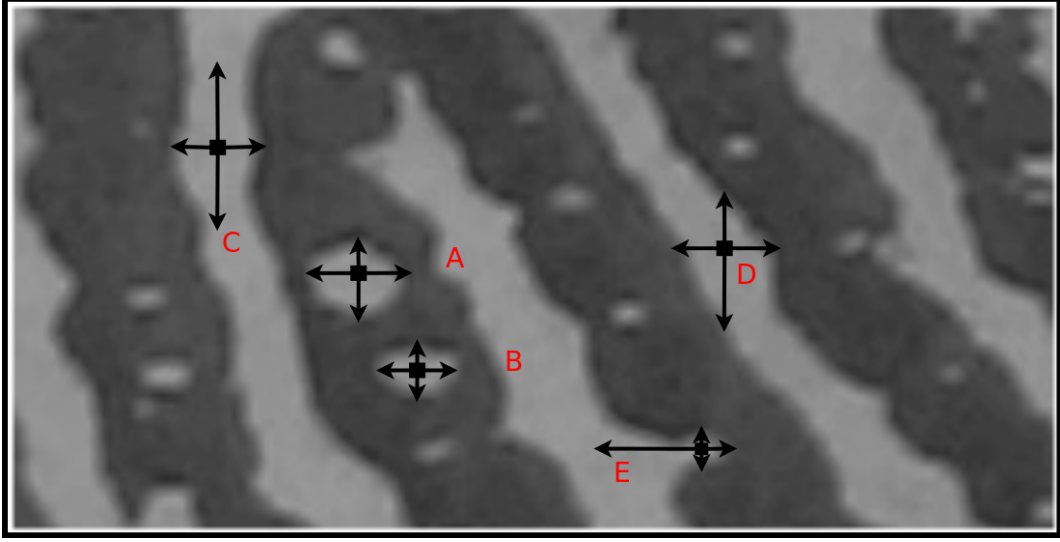


Figura 2.9: Exemplos de estimativa do tamanho dos poros.

onde P é o conjunto de pixels com valor acima de L_{BG} e com pelo menos três vizinhos conhecidos, e d^p_θ é a distância do pixel corrente p para seus vizinhos na direção θ .

2.7.4 Classificação e localização dos poros

Para cada pixel $p \in P$, um limiar de binarização local L_{BL} é definido como a média dos pixels em uma máscara de tamanho $6r_G \times 6r_G$ centrada em p ($2r_G$ é o diâmetro médio dos poros e vales, o limiar $6r_G$ garante que a máscara englobará tanto vales quanto cristas). Também, dentro da máscara, um raio local do poro r_L é computado usando a equação 2.5:

$$r_L = \frac{1}{4|P^*|} \sum_{p \in P^*} (d^p_{acima} + d^p_{abaixo} + d^p_{esquerda} + d^p_{direita}), \quad (2.5)$$

onde P^* é o conjunto de pixels em P que também estão dentro da máscara definida acima. Os valores para L_{BL} e r_L podem ser computados utilizando-se uma técnica conhecida como imagem integral (Viola and Jones, 2001), que garante ganhos expressivos no tempo de execução.

Na sequência os pixels em um círculo com raio r_L em torno do pixel corrente p são analisados para determinar se este é um poro. A Figura 2.10 mostra seis exemplos destes círculos, rotulados com as letras A , B , C , D , E e F , estando o ponto E em destaque à

direita, com seu respectivo vetor de pixels do círculo abaixo. Como pode ser visto, os valores de raio local se adaptam ao tamanho dos poros, rotulados como B , D e F . Os pixels no círculo são classificados como vales se estão acima do L_{BL} (pontos brancos nos círculos da Figura 2.10), e como cristas no caso contrário (pontos pretos na Figura 2.10).

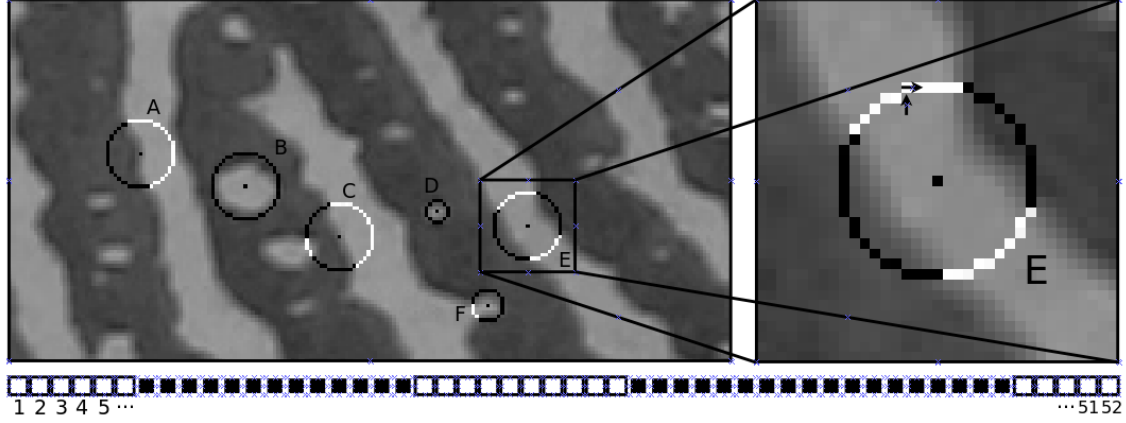


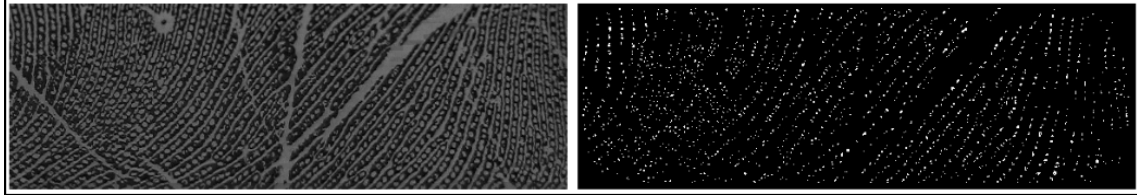
Figura 2.10: Círculos com raio r_L em torno de pontos candidatos.

Então, cada pixel é classificado como um poro se ele satisfizer as três condições a seguir:

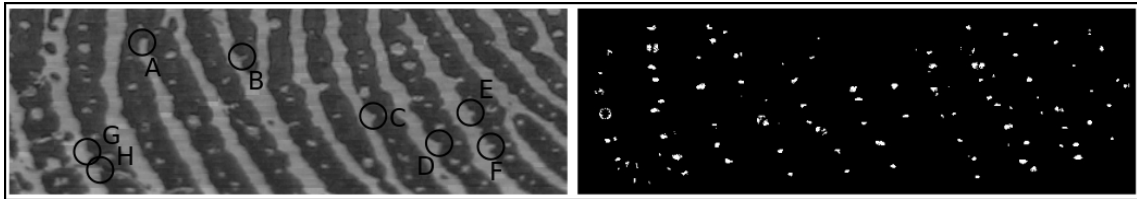
- O número de pixels de vale deve ser menor do que 40% (limiar determinado empiricamente para as bases de dados utilizadas) em relação ao número total de pixels no círculo (i.e. poros são circundados por pixels de crista, então o número de pixels de crista no círculo envolvente deve ser alto (acima de 60%), como pode ser observado nos candidatos B , D e F na Figura 2.10;
- Possuir uma ou nenhuma transição entre pixels contíguos de um mesmo tipo (vale ou crista), ou seja, poros fechados não tem nenhuma transição, como pode ser observado com os candidatos B e D na Figura 2.10, já os poros abertos tem apenas uma transição, como pode ser visto com o candidato F na Figura 2.10;
- O valor médio dos pixels no círculo deve estar abaixo do L_{BL} (i.e. pixels no círculo envolvente são em sua maioria pixels de crista, então seu valor médio é baixo, ou seja, mais próximos de zero).

Na Figura 2.11 pode-se verificar o resultado da classificação dos poros pelo método

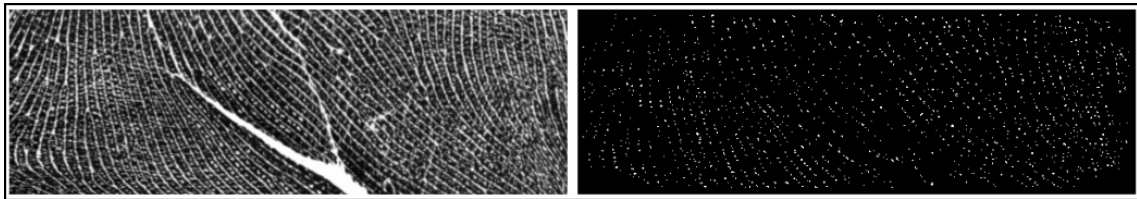
proposto em quatro imagens com diferentes resoluções e variadas condições de detecção, onde poros e vales variam muito em tamanho. Como pode ser visto, o método apresentado é capaz de detectar poros mesmo com todas estas variações.



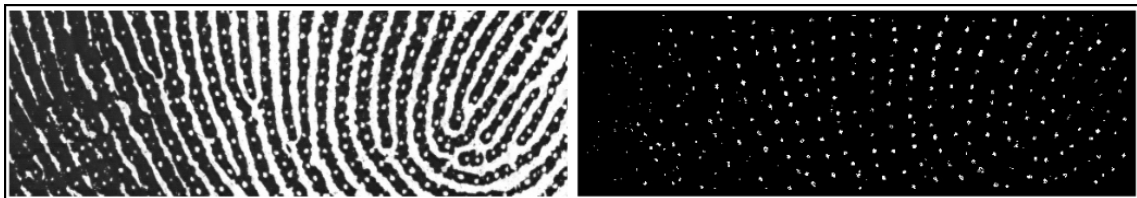
(a) Impressão palmar de recém-nascido com 2400ppi (IPRN2400).



(b) Impressão digital de adulto com 2400ppi (IDA2400).



(c) Impressão palmar de recém-nascido com 1000ppi (IPRN1000).



(d) Impressão palmar de adulto com 1000ppi (IPA1000).

Figura 2.11: Resultados da detecção de poros.

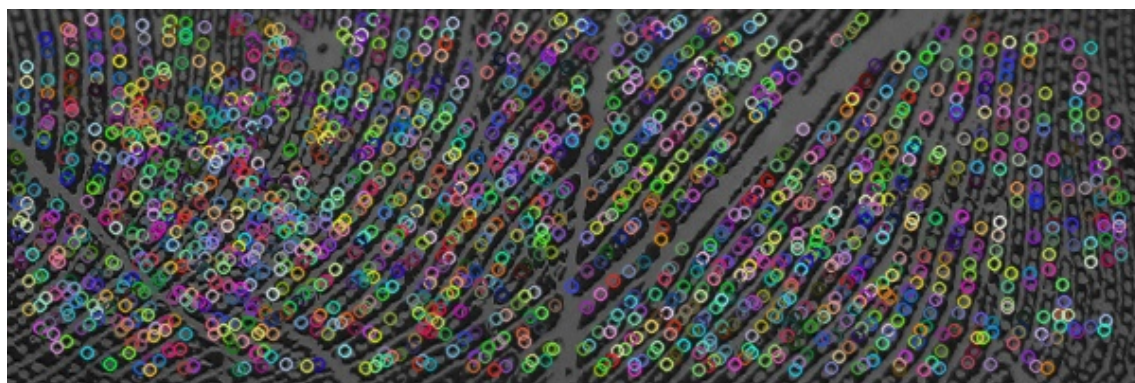
Cabe notar que a grande maioria dos pontos marcados como falsos correspondem a pequenas saliências nas cristas, que podem ser utilizados também como pontos característicos que representam a crista naquelas posições e que portanto seriam sempre detectados pelo método. Tais pontos podem ser mais bem visualizados na Figura 2.11(b) onde pode-se notar que os pontos mencionados (pontos B-G) são quase que poros abertos. Outros pontos falsos que são sempre detectados pelo método são pontos nas bifurcações entre cristas (ponto A na Figura 2.11(b)).

Por fim, todos os pixels conexos do poro detectado são transformados em um único

ponto através do cálculo de seu centro de massa. A Figura 2.12(b) mostra um exemplo de extração de pontos de interesse de uma impressão palmar utilizando o DPF.



(a)



(b)

Figura 2.12: Pontos de interesse detectados utilizando (a) FAST e (b) DPF.

2.8 Algoritmos de reconhecimento

Nesta seção serão abordadas os métodos propostos para o reconhecimento automático neonatal.

A primeira abordagem de reconhecimento desenvolvida combinou métodos baseados em registro de imagem utilizando *Simulated Annealing* (SA) (Kirkpatrick *et al.*, 1983) e campos de textura orientada (*FingerCode* - FC) (Jain *et al.*, 2000). A abordagem híbrida proposta neste primeiro caso possui dois estágios: (1) identificação e (2) verificação. No primeiro estágio, é feita uma filtragem da base de dados, procurando pelas amostras mais parecidas com a imagem de entrada, utilizando o FC. Por fim, a abordagem baseada em SA verifica se uma destas amostras selecionadas corresponde ao indivíduo da imagem de

entrada.

No entanto, a abordagem até então utilizada ainda não propiciava taxas adequadas ao reconhecimento automático (taxa de acerto acima de 85%). Então, iniciou-se a etapa de desenvolvimento da segunda abordagem de reconhecimento. Nesta abordagem utiliza-se o método de descrição DAISY (Tola *et al.*, 2008) que recebe como entrada dois conjuntos de pontos de interesse extraídos pelos detectores FAST e DPF, para combiná-los de maneira hierárquica visando obter o melhor desempenho.

A seguir apresenta-se detalhadamente os métodos desenvolvidos nas duas abordagens de reconhecimento de recém-nascidos. E na seção de Resultados Experimentais apresenta-se o desempenho dos métodos propostos que diferem basicamente na capacidade de utilização de imagens com maior ou menor grau de qualidade.

2.8.1 Reconhecimento utilizando SA + FC

Para criar o modelo biométrico (*template*), um algoritmo de esqueletização é executado na imagem reconstruída para gerar um mapa afinado das cristas e extrair as minúcias, como proposto em (Hong *et al.*, 1998). Os modelos incluem $(n + C_{(n,2)})$ sub-modelos (ou seja, pontos de referência), onde n é o número de trirrádios detectados e $C_{(n,2)}$ é o número de possíveis combinações de n trirrádios tomados 2 a 2 (sem repetição, ordem não importa). Chamamos estes $C_{(n,2)}$ sub-modelos de Regiões Médias (RM), ou seja, a média das coordenadas entre dois trirrádios.

Os sub-modelos somente incluem as informações dentro de uma RI com raio de 200 pixels em torno de cada sub-modelo. Fig. 2.13 exemplifica somente a RI em torno dos trirrádios. Cada sub-modelo inclui todos os pontos de cristas (coordenadas, orientação (CD) e distância radial para o ponto de referência), minúcias (coordenadas, orientação, distância radial para o ponto de referência, número de outras minúcias dentro de uma região com raio de 20 pixels em torno da minúcia correspondente), ponto de referência (coordenadas e orientação).

Complementando, oito componentes orientados (0° , 22.5° , 45° , 67.5° , 90° , 112.5° , 135° e 157.5°) são extraídos utilizando-se um banco direcional de Filtros Gabor na RI setorizada

em torno do ponto de referência (cinco bandas concêntricas segmentadas em 16 setores, $5 \times 16 = 80$ setores), gerando um vetor de características (oito componentes orientados, $8 \times 80 = 640$ características) (Jain *et al.*, 2000).

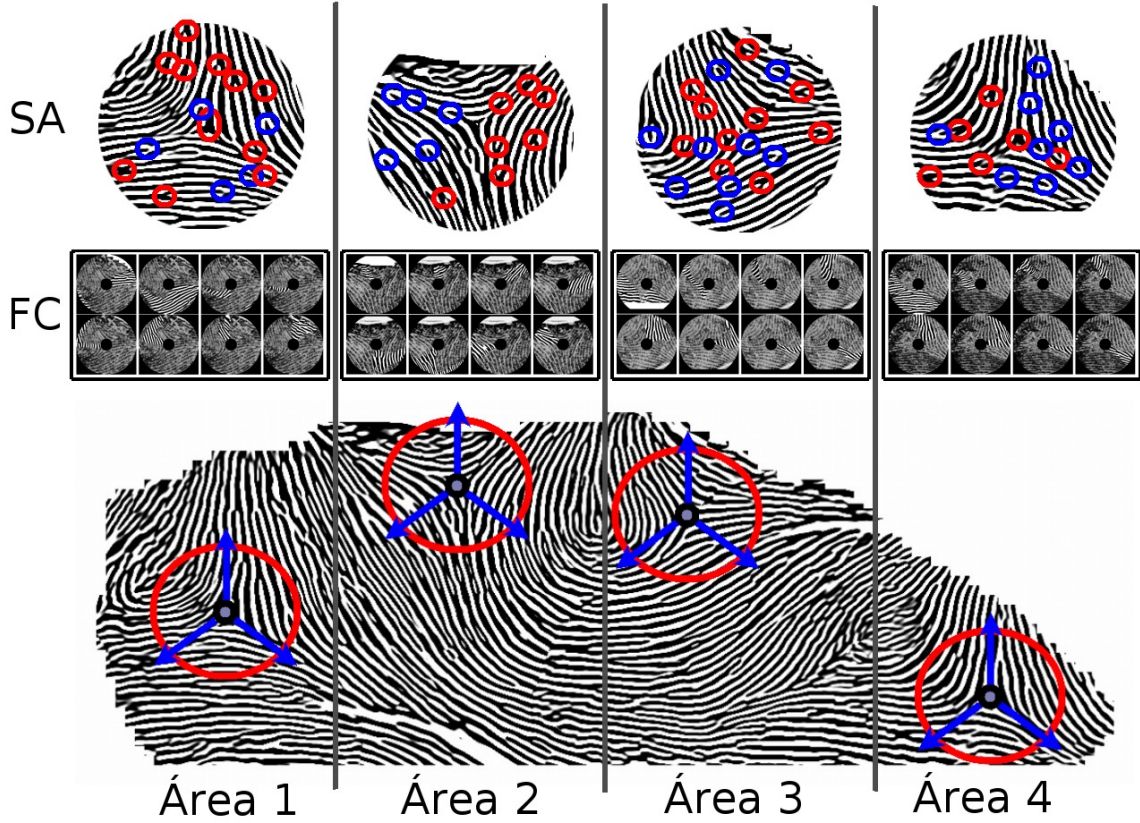


Figura 2.13: Geração dos templates.

Na abordagem FC, a palma da mão é dividida em quatro regiões de igual tamanho. Teoricamente, existe um trirrádio na impressão palmar abaixo de cada dedo, ou seja, quatro regiões interdigitais (Cummins and Midlo, 1943). Objetivando calcular a similaridade entre duas imagens, o *matching* (distância Euclidiana) é executado somente entre vetores de características do mesmo tipo (trirrádios ou RM) e pertencentes a mesma região, resultando em $(n + C_{(n,2)})$ possíveis testes. Dentre estes $(n + C_{(n,2)})$ escores resultantes, o menor deles é selecionado.

Entretanto, dois escores adicionais são computados no FC ao invés de somente a distância Euclidiana, de forma a melhorar os resultados. Estes escores são calculados levando-se em consideração os setores do FC. Por exemplo, quando se compara o FC de 0° de uma amostra com o FC de 0° de outra amostra, teoricamente as cristas na

orientação de 0° ocupariam os mesmos setores em uma situação ideal entre amostras do mesmo indivíduo (primeira linha da Figura 2.14). Contudo, pode ocorrer dos setores não se encaixarem na prática (blocos sobrepostos e não sobrepostos). Assim, foi criada a definição de setores válidos e não válidos (Figura 2.14, setores verdes e vermelhos respectivamente). Setores válidos são aqueles que quando é calculada a diferença entre eles, os dois possuem cristas detectadas dentro deles, ou seja, possuem um valor de variância diferente de zero, ao passo que setores não válidos são aqueles que somente um possui valor diferente de 0, levando-se em consideração dois setores de mesma posição e mesma orientação.

Os escores adicionais se referem à distância Euclidiana entre somente os setores válidos (escore 2) e diferença absoluta somente entre setores não válidos (escore 3). Entre indivíduos iguais, a diferença entre setores válidos tende a gerar escores mínimos (primeira linha da Figura 2.14), ao passo que a diferença entre setores não válidos é bastante elevada entre indivíduos diferentes (segunda linha da Figura 2.14).

É importante notar que quando o número de setores válidos é menor do que o número de setores não válidos, a diferença entre setores válidos é desconsiderada (diferença entre setores válidos da segunda linha da Figura 2.14). Portanto, o resultado final de comparação entre dois indivíduos gera 3 escores. Cada um desses escores é o menor entre os $(n + C_{(n,2)})$ possíveis testes. O grau de similaridade final é obtido através da regra da soma que será exemplificada no final desta seção.

Na abordagem com SA, a impressão palmar também é dividida em quatro regiões e somente executamos o matching entre sub-modelos do mesmo tipo e pertencentes a mesma região. Dentre os possíveis testes, o *matching* que gerar a maior similaridade será o selecionado. O estágio de verificação executa o registro entre cristas e minúcias de dois sub-modelos utilizando uma técnica de busca baseada em SA (Kirkpatrick *et al.*, 1983). Partindo de um pré-alinhamento obtido através do registro dos pontos de referência (Fig. 2.15a), o SA analisa soluções vizinhas buscando o melhor alinhamento, que é computado como sendo o número de pontos sobrepostos e com direções equivalentes.

Dois pontos correspondentes são considerados sobrepostos se eles satisfazem às seguin-

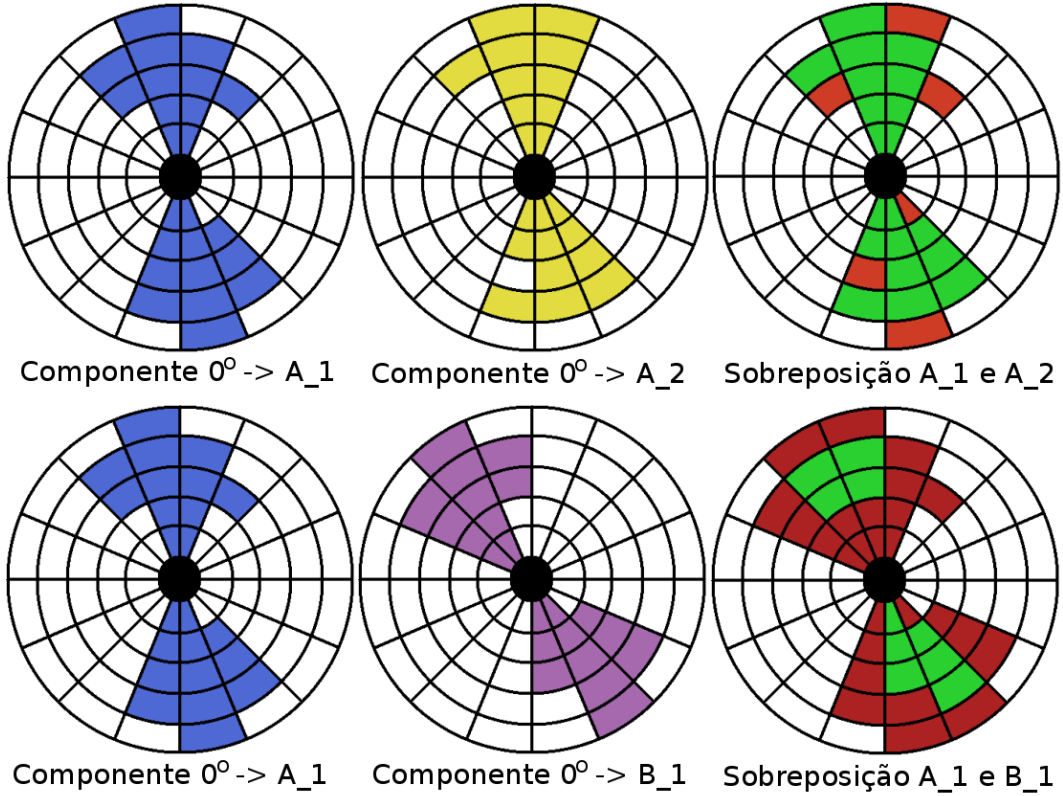


Figura 2.14: Cálculo de similaridade Gabor.

tes propriedades: devem estar dentro de uma região circular com raio $r_P = 1$ (Fig. 2.16); devem possuir direções equivalentes, ou seja, a diferença entre suas orientações (θ_1 e θ_2) deve ser menor que $\theta = 10^\circ$; devem possuir distâncias radiais equivalentes, ou seja, a diferença entre suas respectivas distâncias radiais (rad_1 e rad_2) deve ser menor que $rad_dist = 10$. Estes limiares foram selecionados empiricamente de acordo com testes realizados na base de dados.

Fig. 2.15 mostra um exemplo de registro utilizando a abordagem proposta, onde podemos ver a eficiência do pré-alinhamento (Fig. 2.15a), a precisão do alinhamento final (Fig. 2.15b), um falso *matching* (Fig. 2.15c) e um verdadeiro *matching* (Fig. 2.15d).

Após o registro, a similaridade entre dois sub-modelos é definida através da combinação do número de pontos sobrepostos S_R e o número de minúcias sobrepostas S_M .

Duas minúcias correspondentes são consideradas sobrepostas se elas satisfazem às seguintes propriedades: (1) devem estar dentro de uma região circular com raio $r_P = 10$ (Fig. 2.16); (2) devem possuir direções equivalentes, ou seja, a diferença entre suas orientações (θ_1 e θ_2) deve ser menor que $\theta = 10^\circ$; (3) devem possuir distâncias radiais equi-

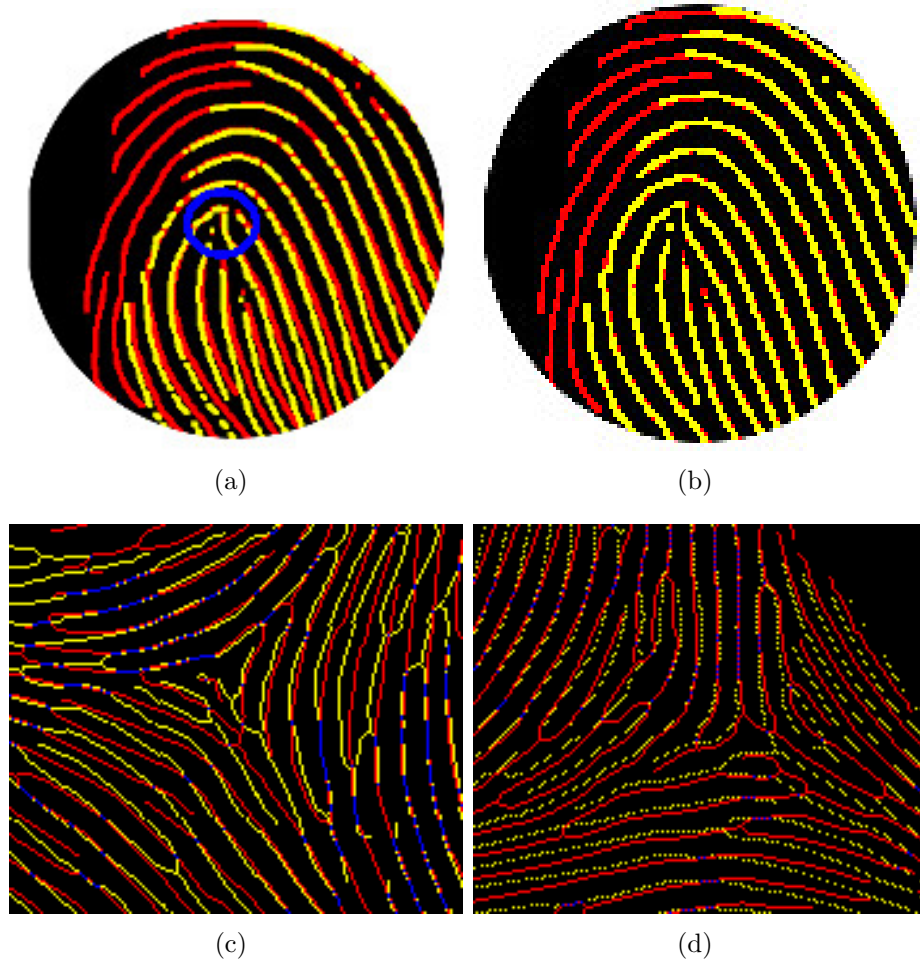


Figura 2.15: Processo de registro de imagens (Lemes *et al.*, 2011b): (a) pré-alinhamento, (b) alinhamento final, (c) falso *matching* e (d) verdadeiro *matching*.

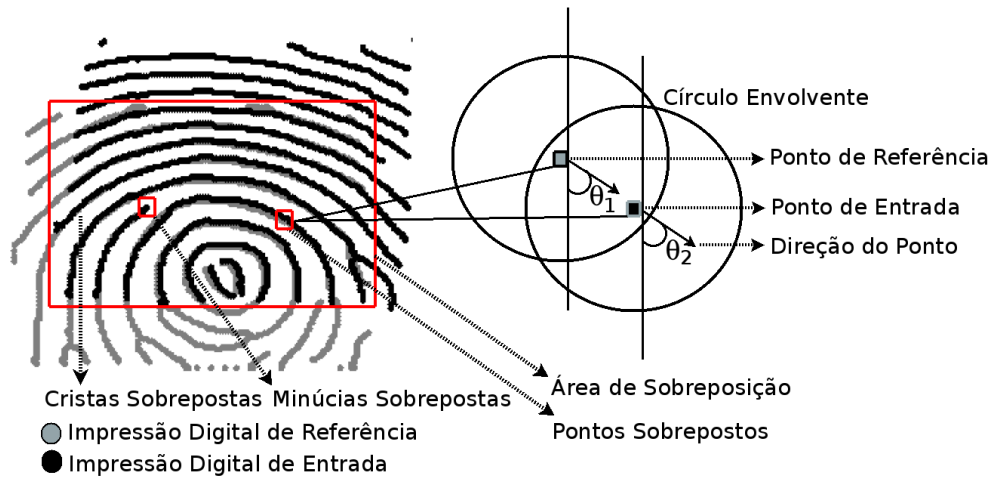


Figura 2.16: Processo de registro de imagens (Lemes *et al.*, 2011b): área de sobreposição.

valentes, ou seja, a diferença entre suas respectivas distâncias radiais (rad_1 e rad_2) deve ser menor que $rad_dist = 10$; (4) devem possuir número similar de outras minúcias ao seu

redor, ou seja, a diferença entre seus números de outras minúcias ($nMin_1$ e $nMin_2$) deve ser menor que $num_min = 3$. Estes limiares foram também empiricamente selecionados de acordo com testes executados nas bases de dados.

Estes escores (S_R e S_M) são combinados em um escore final $S_{R+M} = \alpha_1 S_M + \alpha_2 S_R$, onde α_1 e $\alpha_2 \in [0, 0; 1, 0]$. Fig. 2.17 mostra os resultados do SA utilizando os melhores valores para α_1 e α_2 (SA - $0.66 * S_M + 0.18 * S_R$), os resultados S_M , resultados S_R e também os resultados do FingerCode.

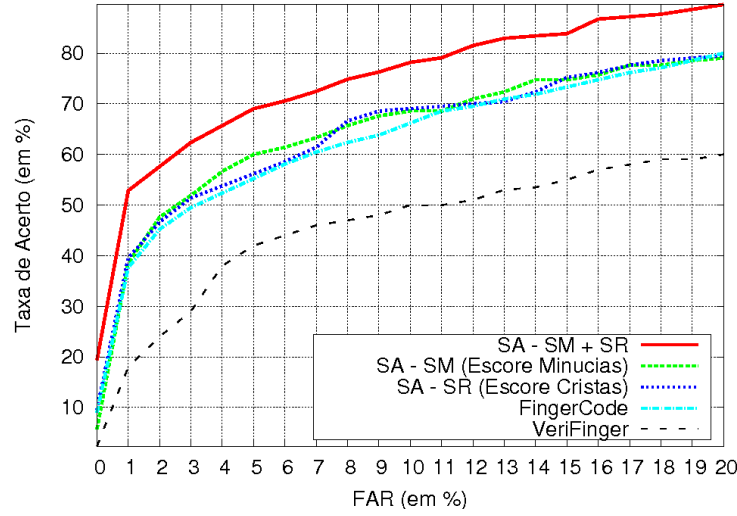


Figura 2.17: Resultados do reconhecimento (Lemes *et al.*, 2011b).

O resultado de FAR apresentado para o FC se refere também a combinação dos três escores da mesma forma que é feita no SA, o que gera uma taxa de aceitação melhor em relação às obtidas utilizando os escores individualmente. Estas taxas resultantes da combinação no âmbito da identificação utilizando os três escores do FC podem ser verificados na seção dos resultados experimentais na Figura 3.5.

2.8.2 Sistema de reconhecimento DAISY + (FAST + DPF)

Uma vez que um conjunto de pontos de interesse $P_a = \{p_1^a, p_2^a, \dots, p_N^a\}$ seja extraído de uma imagem de entrada a , onde $p_i^a = \{x_i^a, y_i^a\}$ e N é a quantidade de pontos em P_a , um descritor local d_i^a é extraído para cada ponto $p_i^a \in P_a$. Este descritor é obtido através do método DAISY (Tola *et al.*, 2008), que indexa as variações de gradiente em torno de cada ponto de interesse, e é representado através de um vetor M -dimensional. A

indexação das variações de gradiente são feitas em regiões dispostas em forma de anéis concêntricos em 8 orientações equidistantes (Figura 2.18); no total são 25 regiões. Dadas as 8 orientações por região, o vetor de características do DAISY possui 200 dimensões. Neste trabalho utilizou-se o método DAISY porque o seu desempenho foi melhor do que o obtido pelos demais métodos de descrição do estado-da-arte, entre eles SIFT (David, 2004) e SURF (Bay *et al.*, 2008).

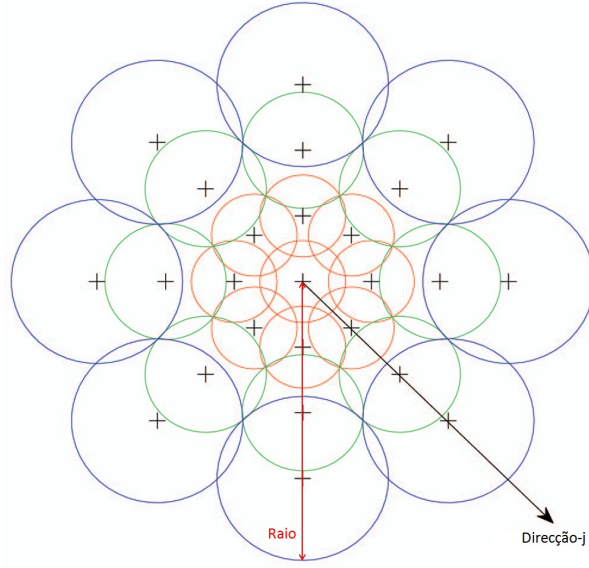


Figura 2.18: Regiões concêntricas em torno de um ponto de interesse.

Para realizar a comparação entre duas imagens a e b , primeiro é necessário estabelecer correspondências entre seus conjuntos de pontos característicos, P_a e P_b respectivamente. Para isto, uma correspondência $c_{ij} \in C$ entre os pontos p_i^a e p_j^b deve satisfazer as Equações 2.6 e 2.7:

$$\min_k \|d_i^a - d_k^b\|, k = j \quad (2.6)$$

$$\min_k \|d_k^a - d_j^b\|, k = i \quad (2.7)$$

Em outras palavras, as Equações 2.6 e 2.7 definem a correspondência mútua que é utilizada para diminuir o número de correspondências erradas. Na correspondência mútua, a partir de um ponto de interesse p_i^a na imagem a , é obtido um ponto de interesse

p_k^b correspondente, na imagem b . Em seguida, busca-se na imagem a , um correspondente para o ponto de interesse p_j^b . Caso seja retornado um ponto de interesse p_k^a que seja o mesmo que p_i^a e p_k^b seja o mesmo que p_j^b , então os pontos de interesse p_i^a e p_j^b são considerados correspondentes mútuos, senão esses pares de pontos são descartados. Desta forma, ao final é obtida a quantidade/taxa de correspondências mútuas como medida para determinar o quão similar é uma imagem da outra.

Árvores kd-tree são utilizadas para realizar estas verificações de correspondência de modo eficiente. No trabalho de (Silpa-Anan and Hartley, 2008) foi desenvolvida uma versão melhorada do árvore KD na qual utilizava-se em paralelo árvores aleatórias KD. O algoritmo original da árvore KD divide os dados pela metade em cada nível da árvore sobre as dimensões em que os dados exibem maior variância. Entretanto, as árvores aleatórias são construídas pela escolha da dimensão dividida aleatoriamente a partir das primeiras D dimensões, as quais possuem maior variância. Neste trabalho, utilizou-se $D = 4$ que propicia melhor eficiência na busca pelas correspondências. Este limiar foi definido empiricamente através de testes realizados nas bases de dados utilizadas.

Na busca pelas correspondências na árvore gerada, uma simples fila de prioridades é utilizada sobre todas as árvores aleatórias, tal que a busca possa ser ordenada pela distância maior para cada nó. O grau de aproximação é determinado examinando-se um número fixo de nós folha para que a busca termine e o melhor candidato seja retornado. Assim, dado um conjunto de pontos de interesse que representa uma imagem a , esse conjunto será armazenado e distribuído sobre a kdtree aleatória. Depois, para cada ponto de consulta do conjunto de pontos da imagem b são obtidos dois pontos vizinhos. Dado um limiar, é verificado se a distância entre o primeiro vizinho dividido pela distância do segundo vizinho é menor que o limiar. Para cada ponto de consulta (p_i^a e p_j^b) é selecionado o melhor ponto correspondente. Esse par de pontos (p_k^a e p_k^b) que é utilizado na correspondência mútua.

Por fim, a pontuação s_{ab} entre as imagens a e b é dada pela Equação 2.8:

$$s_{ab} = \frac{1}{|C|} \sum_{\forall c_{ij} \in C} \sum_{\forall c_{kl} \in C} \frac{1}{1 + |||p_i^a - p_k^a|| - ||p_j^b - p_l^b|||} \quad (2.8)$$

Esta pontuação atinge valores altos (valores próximos de 1 no melhor caso) para imagens de um mesmo indivíduo, pois a diferença entre a distância entre dois pontos em a e a distância entre seus pontos correspondentes em b é baixa (valores próximos de 0 no melhor caso). No caso de imagens de indivíduos diferentes, essa diferença é frequentemente alta e a pontuação é menor. Com isso, é possível utilizar o valor da pontuação para distinguir entre comparações de imagens do mesmo indivíduo e de indivíduos diferentes. Pode-se definir um limiar t , e caso s_{ab} seja maior que t , então a e b pertencem ao mesmo indivíduo.

Quando a imagem é apropriadamente normalizada em termos de localização e orientação, é possível dividi-la em sub-regiões e então aplicar a comparação descrita acima para cada sub-região. Desta forma, é possível aprimorar o resultado do reconhecimento caso algumas partes da imagem estejam danificadas. Desta forma, nesta abordagem, a impressão palmar ou impressão plantar são divididas em 4 regiões de igual tamanho (Figura 2.19), pois teoricamente, existe um trirrádio na impressão palmar/plantar abaixo de cada dedo, ou seja, quatro regiões interdigitais (Cummins and Midlo, 1943).

Nesta abordagem, tem-se portanto múltiplas pontuações $s_{ab}^1, s_{ab}^2, \dots$ e s_{ab}^K , sendo K a quantidade de sub-regiões. É possível então ter limiares para cada sub-região, mas também limiares para todas as combinações possíveis entre sub-regiões através da regra da soma (*i.e.* limiares individuais t_1, t_2, \dots, t_K e limiares para combinações $t_{1+2}, \dots, t_{1+K}, \dots, t_{1+2+K}, \dots, t_{1+2+\dots+K}$). Assim, é possível que uma comparação entre imagens de um mesmo indivíduo seja corretamente identificada mesmo quando todas as suas pontuações locais sejam menores que seus respectivos limiares, já que alguma combinação delas pode ser maior que o seu respectivo limiar. Como é mais difícil que comparações entre imagens de indivíduos diferentes obtenham pontuações altas em mais de uma sub-região, o limiar para uma combinação de sub-regiões é menor que a soma dos limiares individuais de cada sub-região (*e.g.* $t_{1+2} < t_1 + t_2$). Consequentemente, a combinação de sub-regiões geralmente resulta em melhores resultados.

A este esquema de combinação dá-se o nome de modelo de reconhecimento hierárquico. A Figura 2.20 exemplifica o modelo hierárquico proposto, bem como as regiões que

compõem as imagens. É importante notar que cada método de detecção de pontos de interesse (FAST e DPF) gera um conjunto de pontos em cada região de uma imagem de entrada. Sendo assim, o modelo hierárquico combina resultados das oito regiões (4 regiões FAST + 4 regiões DPF - Figura 2.19).

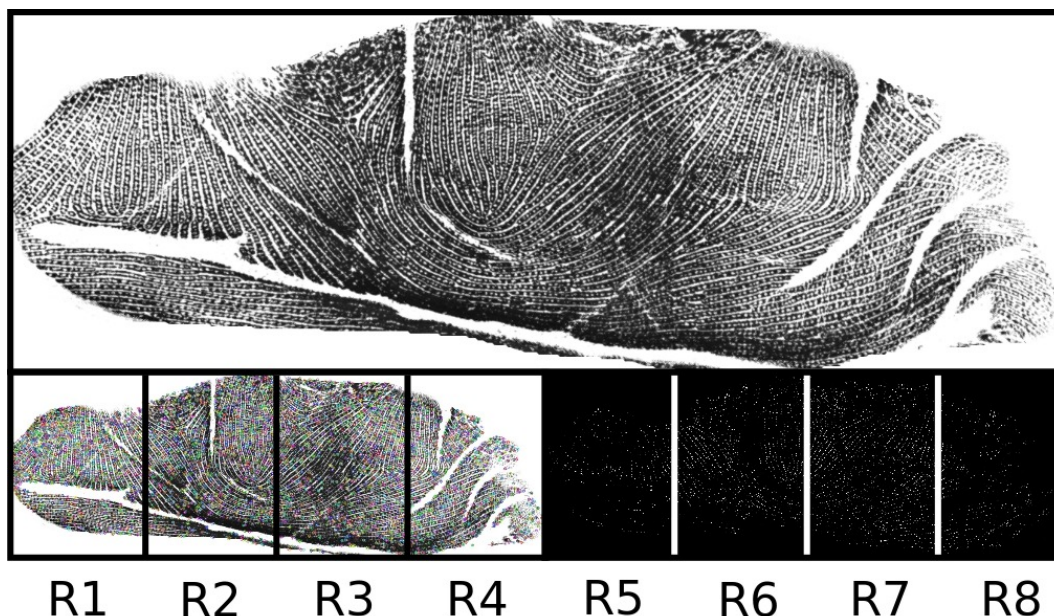


Figura 2.19: Regiões interdigitais.

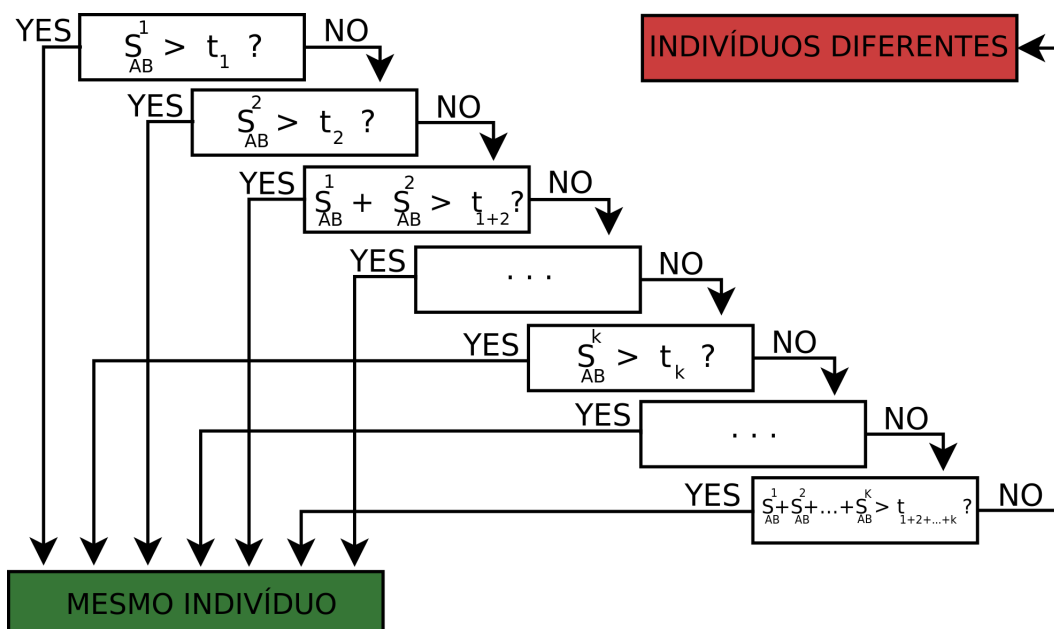


Figura 2.20: Modelo de reconhecimento hierárquico.

CAPÍTULO 3

RESULTADOS E DISCUSSÃO

3.1 Análise de qualidade das imagens coletadas

Para medir o nível de qualidade das imagens na base de dados (NB.ID), o método utilizado teve como base o proposto por (Wu *et al.*, 2006) que classifica as imagens em cinco níveis: (1) **boa**, as imagens possuem claro contraste entre cristas e vales, sendo fácil sua detecção e segmentação, bem como detecção e segmentação das minúcias; (2) **normal**, a maioria das cristas pode ser detectada, o contraste entre cristas e vales é médio, minúcias falsas podem ser detectadas e verdadeiras omitidas, alguns blocos possuem qualidade ruim; (3) **seca**, cristas quebradas, somente pequenas partes da imagem podem ser segmentadas; (4) **úmida**, as cristas não estão bem definidas e consequentemente não podem ser separadas de forma eficiente; e (5) **borrada**, as cristas estão totalmente corrompidas.

Os resultados da classificação automática mostraram que 21% das impressões palmares e somente 6% das impressões plantares foram classificadas como boas ou normais e poderiam satisfazer os requisitos do reconhecimento automático. A principal razão para estas taxas é a resolução do sensor aquém do mínimo estimado como necessário. As imagens também foram classificadas manualmente nestes cinco níveis de qualidade para atestar a viabilidade do método automático, resultando em 25% das impressões palmares e 9% das impressões plantares classificadas como boas ou normais.

As Tabelas 3.1 e 3.2 mostram os resultados da classificação manual e automática das impressões palmares (IPM) e impressões plantares (IPT) para a base de dados NB.ID. A Figura 3.1 mostra exemplos de imagens em cada categoria de qualidade segundo (Wu *et al.*, 2006).

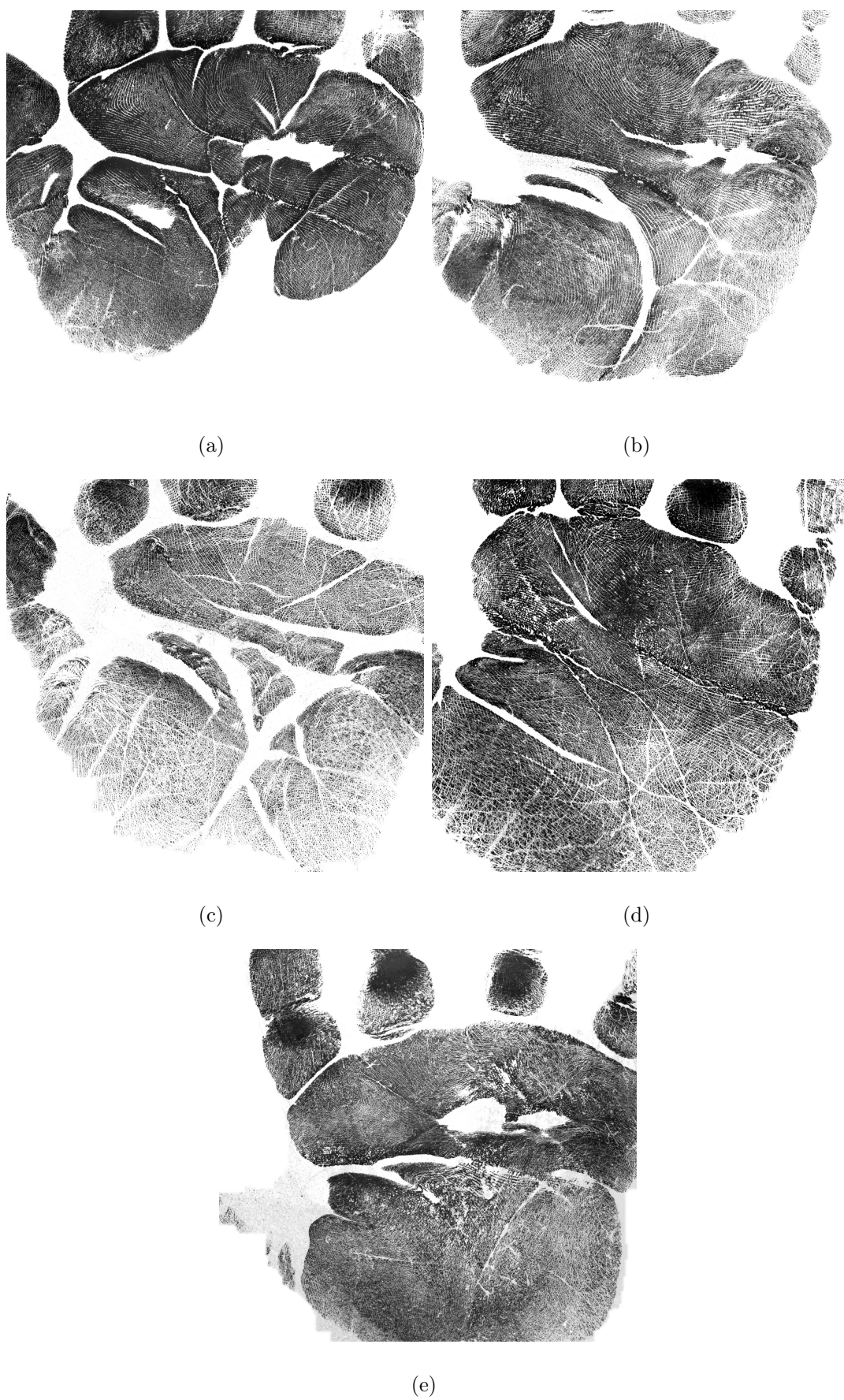


Figura 3.1: Análise de qualidade da base NB_ID: a) boa, b) normal, c) seca, d) úmida e e) borrada.

Tabela 3.1: Classificação manual da base NB_ID.

	Boa	Normal	Seca	Úmida	Borrada
IPM	4.75%	20.33%	16.31%	40.9%	17.87%
IPT	1.56%	7.13%	12.13%	23.28%	55.9%

Tabela 3.2: Classificação automática da base NB_ID.

	Boa	Normal	Seca	Úmida	Borrada
IPM	3.36%	17.29%	19.01%	34.5%	25.66%
IPT	1.1%	4.6%	23.37%	29.87%	41.06%

Baseando-se nestes experimentos de classificação, decidiu-se em um primeiro momento focar os estudos em impressões palmares. Também, depois de testar uma variedade de imagens para fins de reconhecimento, concluiu-se inicialmente que apenas imagens classificadas como “boas” ou “normais” seriam realmente eficazes para garantir a identificação das crianças.

Da mesma forma que na base (NB_ID), analisou-se o nível de qualidade das imagens coletadas na base (NB_ID_II), baseando-se no método proposto por (Wu *et al.*, 2006) para classificar as imagens nos cinco níveis já mencionados: (1) boa; (2) normal; (3) seca; (4) úmida; e (5) borrada.

Porém, antes de se fazer a classificação, foi necessário corrigir as distorções presentes nas imagens e recortar a região de interesse na imagem original. O sensor proporciona uma área de captura grande, no entanto, uma área útil menor contém as impressões papiloscópicas. A Figura 3.2 exemplifica uma imagem original obtida com o sensor, sua respectiva correção de distorção e a região de interesse recortada.

Os resultados da classificação automática mostram que 57,42% das impressões palmares e 43,63% das impressões plantares dos bebês possuem qualidade suficiente (*e.g.*, imagens classificadas como nível 2 e 3) para atender os requisitos do reconhecimento automático. A classificação na base NB_ID_II foi feita levando-se em conta apenas os níveis 2, 3, 4 e 5. Isto por causa da perda de foco nas extremidades das imagens, levando a perda de informação naquelas regiões. Assim sendo, as imagens não podem ser classificadas como nível 1, ou seja, toda a imagem deve possuir qualidade o suficiente para se

observar cristas, vales e poros nitidamente.

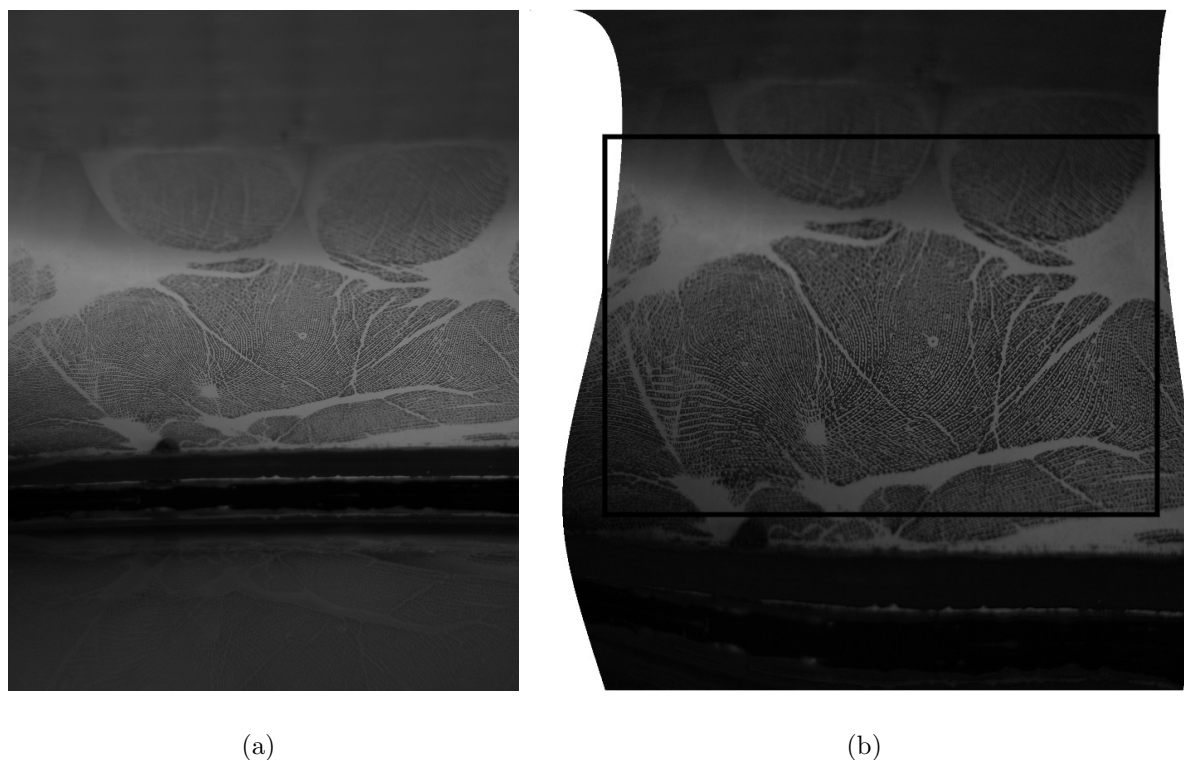


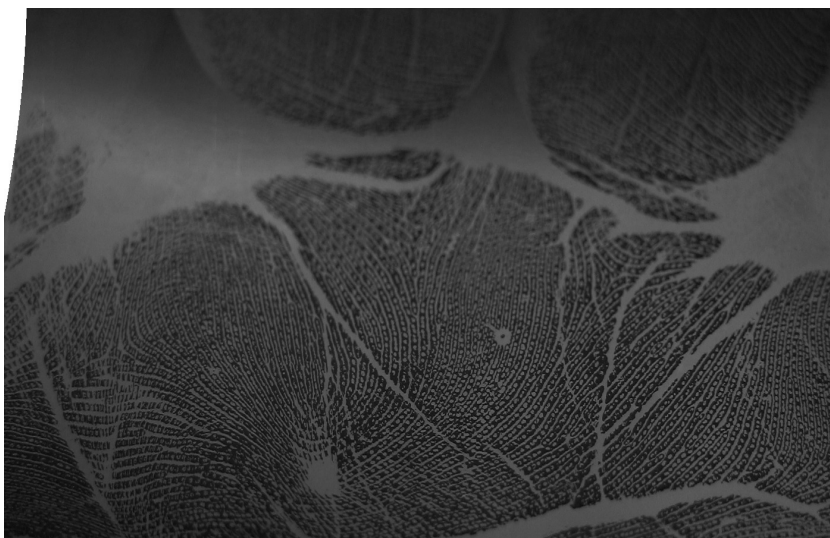
Figura 3.2: Região de interesse na base NB_ID_II: a) original e b) correção.

É importante mencionar que na média apenas cerca de 5% das impressões palmares e plantares foram classificadas como borradas. Isto ocorreu devido a utilização do segundo protocolo de coleta desenvolvido e que evidencia uma melhora significativa na aplicação deste novo protocolo em relação àquele utilizado na primeira base de dados (NB_ID) em que obteve-se na média mais de 35% de impressões borradas, considerando-se a classificação automática.

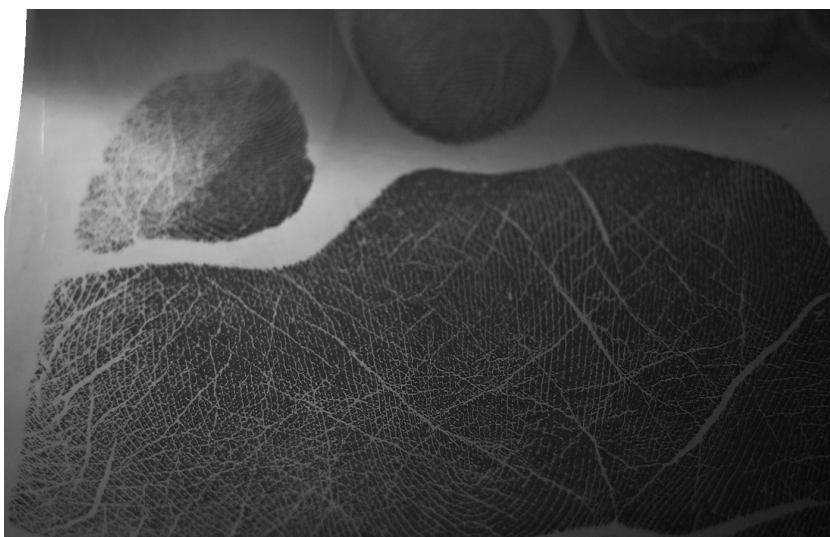
A Tabela 3.3 mostra os resultados da classificação automática das impressões palmares (IPM) e impressões plantares (IPT) para a base de dados NB_ID_II. A Figura 3.3 mostra exemplos de imagens em cada categoria biométrica coletada.

Tabela 3.3: Classificação automática da base NB_ID_II.

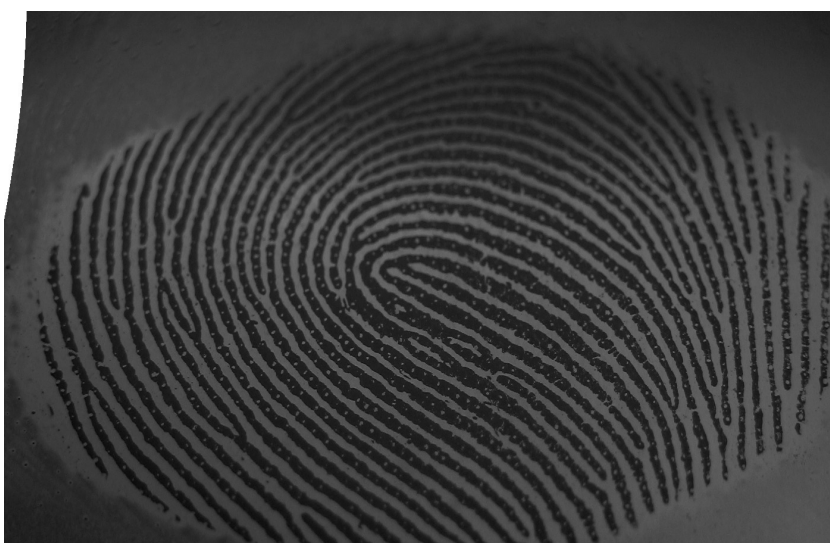
	Boa	Normal	Seca	Úmida	Borrada
IPM	0.0%	12.72%	44.70%	41.23%	1.35%
IPT	0.0%	9.42%	34.21%	47.99%	8.38%



(a)



(b)



(c)

Figura 3.3: Impressões papiloscópicas da base NB_ID.II: a) palmar RN, b) plantar RN e c) digital adulto.

3.2 Subgrupos utilizados nos experimentos

Para verificar o desempenho das duas abordagens de reconhecimento biométrico propostas, experimentos foram conduzidos na base de dados NB_ID (adquirida com um sensor de 1000ppi) e na base de dados NB_ID_II (adquirida com um sensor de 2400ppi). Como já mencionado, utilizou-se um algoritmo para classificar as imagens em cinco níveis de qualidade: (1) boa; (2) normal; (3) seca; (4) úmida; e (5) borrada.

Numa primeira fase dos estudos, optou-se por utilizar somente impressões palmares de apenas 20 recém-nascidos (8%) da base NB_ID que possuíam pelo menos três imagens classificadas como “boas” (nível de qualidade 1), totalizando 60 impressões palmares (subgrupo NB_ID_A). Estas imagens foram utilizadas para testar a eficiência da primeira abordagem de reconhecimento proposta (Método de Reconhecimento híbrido SA + FC).

Os resultados obtidos mostraram que esta primeira abordagem poderia ser utilizada para propósitos de reconhecimento. No entanto, os métodos empregados para reconhecimento e processamento das imagens são mais demorados e exigem o cálculo de informações, tais como orientação e frequência, para reconstruir as cristas, processos estes demorados e dependentes da qualidade das imagens.

Visando obter melhores resultados, desenvolveu-se a segunda abordagem de reconhecimento, com características e algoritmos bastante diferentes da primeira. Nesta segunda etapa, foram utilizados os detectores de pontos de interesse FAST e DPF (detector de poros). A partir destes pontos característicos utiliza-se um modelo hierárquico de reconhecimento utilizando o descritor de pontos característicos DAISY. Estes algoritmos são mais rápidos em termos de detecção e reconhecimento, além disso toleram imagens com níveis de qualidade um pouco mais baixos (níveis 2 e 3).

Sendo assim, foi expandida a quantidade de recém-nascidos utilizados nos testes. Na base de dados NB_ID, além dos 20 bebês já selecionados como nível 1, também foram incluídos outros 60 indivíduos que possuíam pelo menos três imagens classificadas com nível de qualidade 1 ou 2, totalizando 80 recém-nascidos (32%) com 240 impressões palmares (subgrupo NB_ID_B). Para verificar a eficiência do método proposto, também foram selecionadas as impressões plantares destes mesmos 80 indivíduos (subgrupo NB_ID_C).

Já na base de dados NB_ID_II, baseando-se nos resultados da classificação, foram selecionados 99 recém-nascidos (57%) com pelo menos três impressões palmares classificadas como nível 2 ou 3, totalizando 297 imagens (subgrupo NB_ID_II.A). Como as impressões plantares possuem qualidade pouco inferior, conforme classificação feita, foram selecionados 77 recém-nascidos (40%) com pelo menos três imagens classificadas como nível 2 ou 3, totalizando 231 imagens (subgrupo NB_ID_II.B). Também para os 99 bebês foram selecionadas três impressões digitais de suas mães, totalizando 297 imagens NB_ID_II.C, para verificar a eficiência do detector de poros. Desta forma, a segunda abordagem para o reconhecimento biométrico foi testada em função de cinco subgrupos das duas bases de dados e os resultados podem ser analisados na seção 3.5.

Com relação a base de dados apresentada por (Weingaertner *et al.*, 2008), esta não foi utilizada nos experimentos devido ao fato das imagens possuírem resolução de 1400ppi e o novo sensor desenvolvido ser capaz de coletar imagens com 2400ppi. Além disso, o protocolo desenvolvido por (Weingaertner *et al.*, 2008) é basicamente o mesmo aplicado para gerar a base de dados NB_ID (Sensor comercial) que apresenta resultados de classificação inferiores aos da base de dados NB_ID_II coletada utilizando o protocolo final de aquisição (Ver Tabelas 3.2 e 3.3). Outro fato é que a quantidade de imagens nas duas bases de dados geradas neste trabalho possuem 4107 amostras, ao passo que menos de 900 amostras compõem a base de dados apresentada por (Weingaertner *et al.*, 2008).

3.3 Resultados da detecção de poros utilizando o DPF

Neste experimento, recortou-se aleatoriamente regiões de tamanho 100X100 de 10 imagens escolhidas também aleatoriamente de cada um dos subgrupos apresentados anteriormente, sendo o subgrupo NB_ID_II.C referente a impressões digitais de adultos. Então, manualmente foram marcados todos os poros nestes recortes para computar a taxa de detecção e a taxa de falsa detecção (*false discovery rate* - FDR).

Na média, conseguiu-se detectar 81% dos poros nas imagens de recém-nascidos com 14,4% FDR. Estes resultados são comparáveis aos trabalhos estado-da-arte em detecção de poros em imagens de adultos (Zhao *et al.*, 2010). No subgrupo referente a impressões

digitais de adultos, detectou-se 95,5% dos poros com 12,9% FDR. Este resultado é superior as taxas de detecção reportadas na literatura (Zhao *et al.*, 2010) quando estes trabalhos utilizam impressões digitais de adultos. Outra vantagem do método é que as cristas não são reconstruídas e que também não estima-se a orientação e frequência destas para realizar a detecção dos poros, tornando o método proposto mais barato computacionalmente. Estes resultados também evidenciam o poder de adaptabilidade do método proposto, uma vez que foram utilizadas imagens papiloscópicas de adultos e de recém-nascidos com diferentes resoluções.

3.4 Sistema de reconhecimento híbrido SA + FC

Para testar o desempenho da abordagem proposta, experimentos foram conduzidos no subgrupo NB_ID_A. Para verificar a viabilidade da identificação automática destes 20 recém-nascidos, foram executados experimentos de verificação e identificação (ver Tabela 3.4 e Tabela 3.5) baseados em Rank e FAR (Bolle *et al.*, 2003).

Para melhorar as taxas de Rank do algoritmo FC, combinou-se os resultados de rank dos 3 escores calculados pelo método, gerando um rank híbrido. Para uma dada entrada, cada amostra na lista de rank de cada escore foi numerada de acordo com sua posição na lista (*i.e.* 0 até n , onde n é o número de amostras) (Figura 3.4). Uma nova lista de rank é obtida somando as posições de cada amostra nas 3 listas e fazendo-se a reordenação da nova lista (Rank Híbrido). Por exemplo, caso alguma amostra referente ao indivíduo da entrada esteja em uma das 5 primeiras posições do Rank Híbrido, então a amostra do indivíduo foi identificada como Rank5. Desta forma, usando este método, melhoramos a taxa de Rank do algoritmo FC quando comparado aos três escores individualmente.

É importante reportar que visando obter melhores taxas de reconhecimento deve-se ter estrutura de cristas, minúcias e triirrádios visíveis. Infelizmente, muitas imagens, mesmo aquelas classificadas como boas ou normais, não satisfazem a estas condições. Algumas imagens apresentam somente um, dois ou três triirrádios visíveis, quando deveriam apresentar quatro. Possivelmente este problema ocorra devido principalmente a resolução do sensor (1000ppi) utilizado para capturar as características papiloscópicas dos recém-

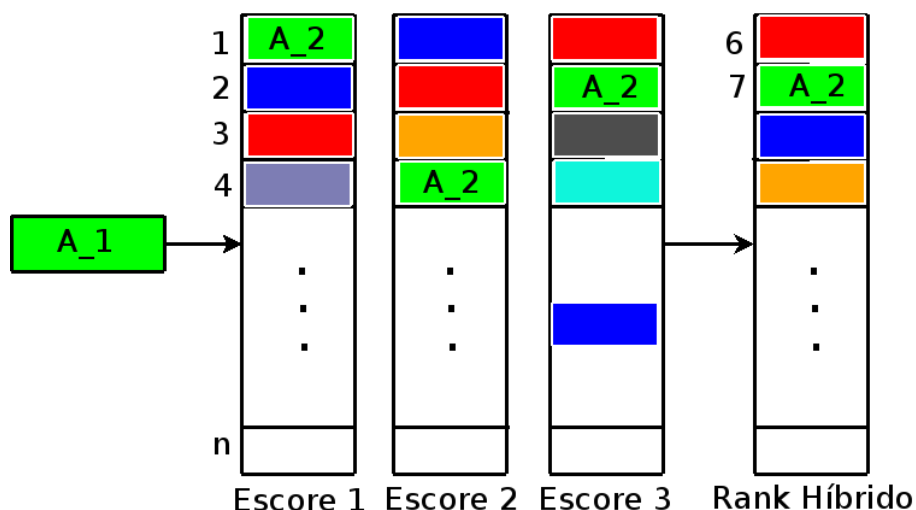


Figura 3.4: Cálculo do Rank Híbrido.

nascidos.

Os trirrádios nas impressões palmares foram escolhidos baseando-se em análises automáticas do número de centros e trirrádios detectados nas amostras dos 20 bebês. Em muitos casos, há somente um centro ou nenhum. Por outro lado, em mais de 80% das amostras, três ou mais trirrádios foram detectados. Entretanto, outro problema ocorre quando se utiliza trirrádios ao invés de centros: as cristas e componentes orientados em torno dos trirrádios tendem a formar estruturas muito similares até mesmo entre indivíduos diferentes (Fig. 2.15c), invariavelmente afetando ambos os algoritmos de reconhecimento. Desta forma, decidiu-se também utilizar as regiões entre dois trirrádios vizinhos (Regiões Médias - RM). A Tabela 3.4 e a Tabela 3.5 mostram os resultados obtidos utilizando-se trirrádios (DP - delta points) e RM em comparação aos resultados obtidos utilizando-se DP ou RM isoladamente, empregando Filtro de Gabor + STFT para reconstrução das cristas e Modelo de Difusão, respectivamente.

Tabela 3.4: Resultados do reconhecimento em impressões palmares (Gabor + STFT).

	FC (DP + RM)	FC DP	FC RM	SA (DP + RM)	SA DP	SA RM
0% FAR	66%	55%	49%	71%	58%	62%
Rank1	84%	72%	67%	95%	93%	85%
Rank5	94%	83%	86%	98%	98%	97%

Como pode ser visto na Tabela 3.4, na Tabela 3.5 e na Figura 3.5, a abordagem utilizando SA apresenta os melhores resultados em ambos os experimentos. Entretanto,

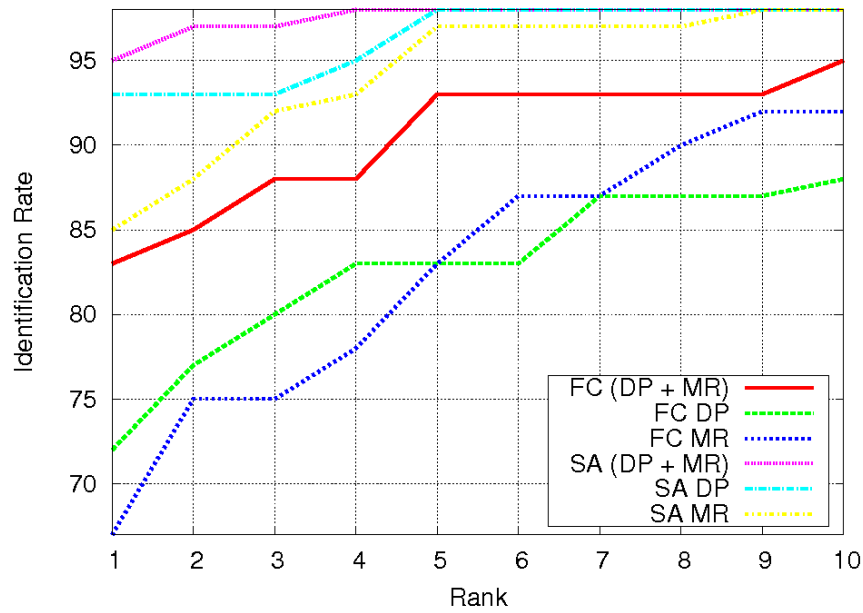


Figura 3.5: Resultados da Identificação.

Tabela 3.5: Resultados do reconhecimento em impressões palmares (Modelo de Difusão).

	FC (DP + RM)	FC DP	FC RM	SA (DP + RM)	SA DP	SA RM
0% FAR	66%	55%	49%	74%	61%	64%
Rank1	84%	72%	67%	97%	95%	87%
Rank5	94%	83%	86%	100%	98%	99%

esta abordagem é computacionalmente mais cara do que o método FC. Portanto, decidimos utilizar o FC para filtragem da base de dados e o SA somente para propósito de verificação. O FC procura pelas cinco amostras mais parecidas (Rank5) com a amostra de entrada. Então, o SA atesta se uma destas melhores amostras refere-se ao par da amostra de entrada. Considerando Rank5 para o FC e 0% FAR para o SA (0% FAR garante que o SA aceitará somente amostras verdadeiras), obtivemos 81% (utilizando-se processamento STFT+Gabor) e 84% (utilizando-se modelo de difusão) de taxa correta de reconhecimento.

A abordagem híbrida melhora a taxa de aceitação quando comparada aos resultados de uma ou outra abordagem isoladamente. Cabe ressaltar que a taxa de reconhecimento do método FC mantém-se inalterada nas duas tabelas pois este não depende do processamento feito através do STFT, Gabor ou método de difusão. A geração do vetor de característica se dá na imagem original.

3.5 Sistema de reconhecimento DAISY + (FAST + DPF)

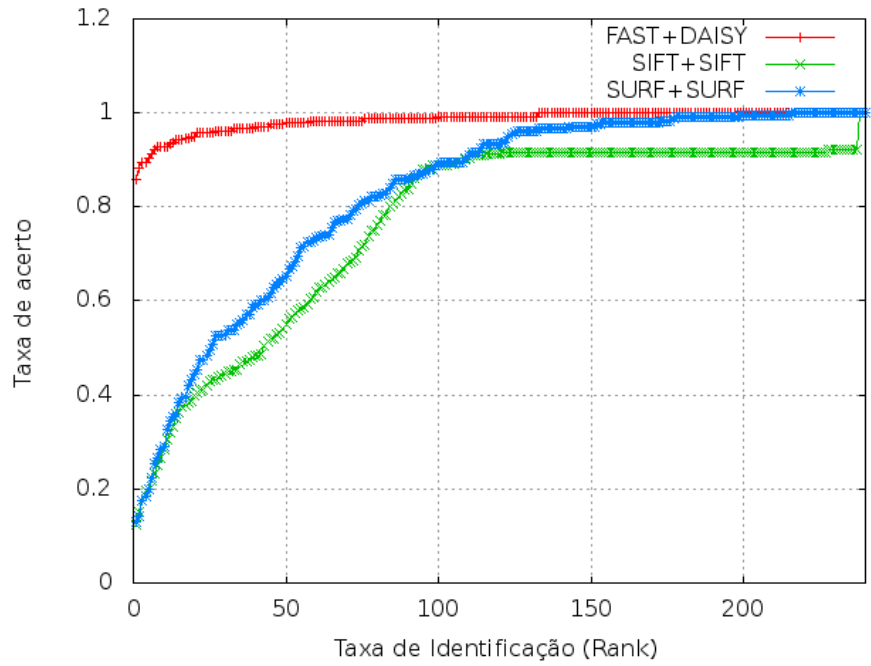
Para atestar a viabilidade do método FAST+DAISY em um primeiro momento, este foi comparado com os detectores e descritores originais do SIFT e SURF (David, 2004; Bay *et al.*, 2008), métodos mais utilizados na literatura. A utilização do detector FAST com o CLAHE permitiu obter uma grande quantidade de pontos *outliers* e característicos. No entanto, os métodos SIFT e SURF apresentaram taxa de detecção muito menor, e além disso estes utilizam filtros que acabaram por remover também pontos característicos.

Para cada ponto detectado e descrito pelos respectivos detectores e descritores, foi utilizado o método kdtree com knn e a correspondência mútua. Como pode ser visto na Figura 3.6, o descritor DAISY obteve melhores resultados do que os demais por utilizar um descritor denso com uma grande quantidade de características. Neste caso, o descritor DAISY obteve 85,83% de acerto com rank 1 no subgrupo NB_ID.B. A mesma vantagem comparativa foi observada no subgrupo NB_ID.A.

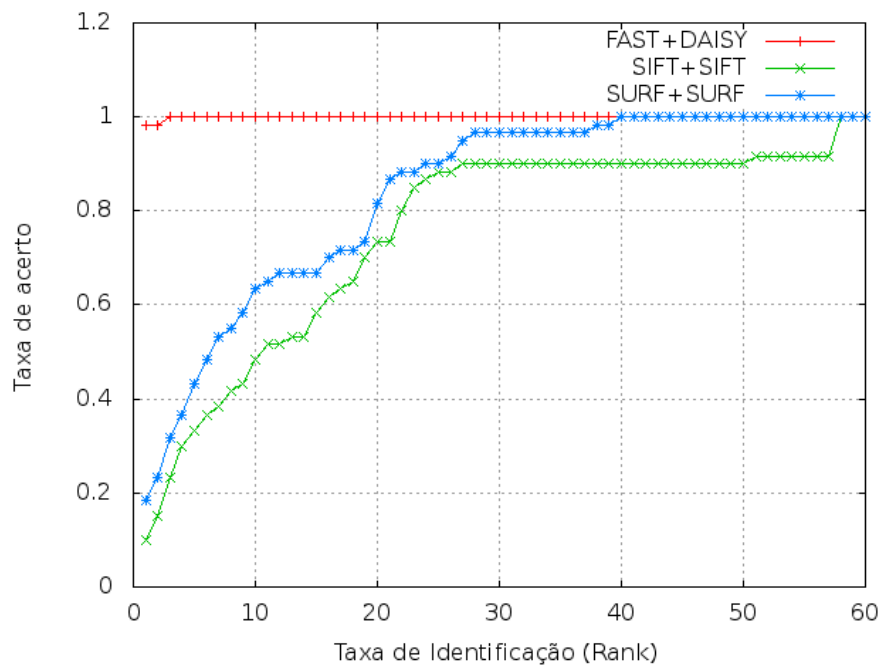
Portanto, com base nos resultados obtidos, pode-se afirmar que a nova abordagem proposta até então obteve melhores resultados em comparação aos descritores SIFT ou SURF. Os resultados também já eram melhores do que os apresentados por (Lemes *et al.*, 2011b) (metodologia de reconhecimento SA + FC) em que utilizou-se apenas o subgrupo NB_ID.A, tendo o rank 1 atingido 95%. Neste experimento, o resultado de rank 1 atingiu 100% no subgrupo NB_ID.A e 92,5% no subgrupo NB_ID.B.

Cabe ressaltar que no teste anterior, foi utilizada a imagem como um todo para detecção/descrição e que devido aos resultados optou-se por utilizar FAST+DAISY. No entanto, para melhorar os resultados, cada imagem foi dividida em quatro regiões verticais de igual tamanho, por razões já mencionadas. Além disso, a evolução da segunda abordagem de reconhecimento deu-se também por incorporar os pontos de interesse extraídos utilizando-se o DPF e por realizar um reconhecimento hierárquico utilizando as quatro regiões de cada detector (FAST e DPF).

A eficiência do reconhecimento hierárquico utilizando pontos característicos extraídos pelo FAST no subgrupo NB_ID_IIA pode ser visto na Figura 3.7, em que este obtém taxas superiores em comparação àquelas obtidas pelas regiões isoladamente. O mesmo



(a)



(b)

Figura 3.6: Taxa de identificação: (a) subgrupo NB_ID_B e (b) subgrupo NB_ID_A.

resultado também foi obtido nos demais subgrupos testados.

Uma vez verificado que o modelo hierárquico produz melhores resultados, o próximo experimento consistiu em comparar as duas abordagens de reconhecimento propostas utilizando o subgrupo NB_ID_A. Este subgrupo foi utilizado nos experimentos da primeira

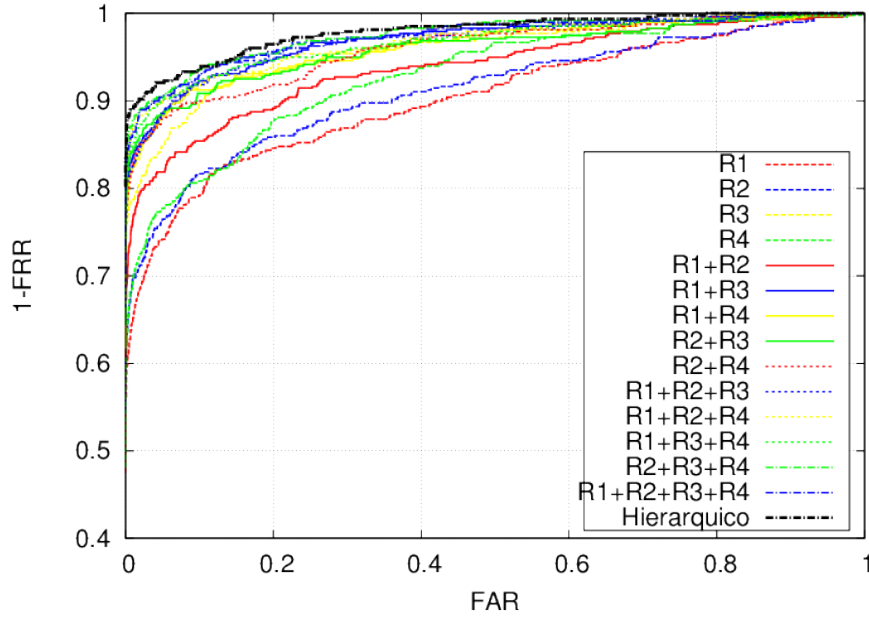


Figura 3.7: Taxa de reconhecimento combinada por regiões e hierarquicamente.

abordagem e que possui somente imagens com qualidade alta (nível de qualidade 1).

A Figura 3.8 mostra esta comparação, e como pode ser visto, o sistema DAISY + (FAST + DPF) apresenta melhores resultados do que a primeira abordagem. A taxa de verdadeira aceitação (*true acceptance rate* - TAR) atinge 98% com 0% de taxa de falsa aceitação (*false acceptance rate* - FAR), ao passo que conseguiu-se atingir 71% na primeira proposta com o mesmo FAR. Também pode-se ver que o método hierárquico pode ser estendido para combinar os pontos característicos de ambos FAST e DPF para obter resultados mais precisos. É possível notar com isso que quando imagens papiloscópicas são reconhecidas através de pontos de interesse, a informação dos poros é complementar a informação dos cantos (*corners*), que são pontos característicos muito utilizados na literatura.

No último experimento utilizou-se os subgrupos maiores (NB_ID_B, NB_ID_C, NB_ID_IIA e NB_ID_IIB), que contém imagens com qualidade inferior àsquelas presentes no subgrupo NB_ID_A, para avaliar o desempenho do segundo método proposto diante de problemas comuns na aquisição de imagens papiloscópicas. Os resultados apresentados nas Figuras 3.9 e 3.10, mostram que é possível obter resultados similares tanto para impressões palmares quanto para impressões plantares. Também pode-se observar que as

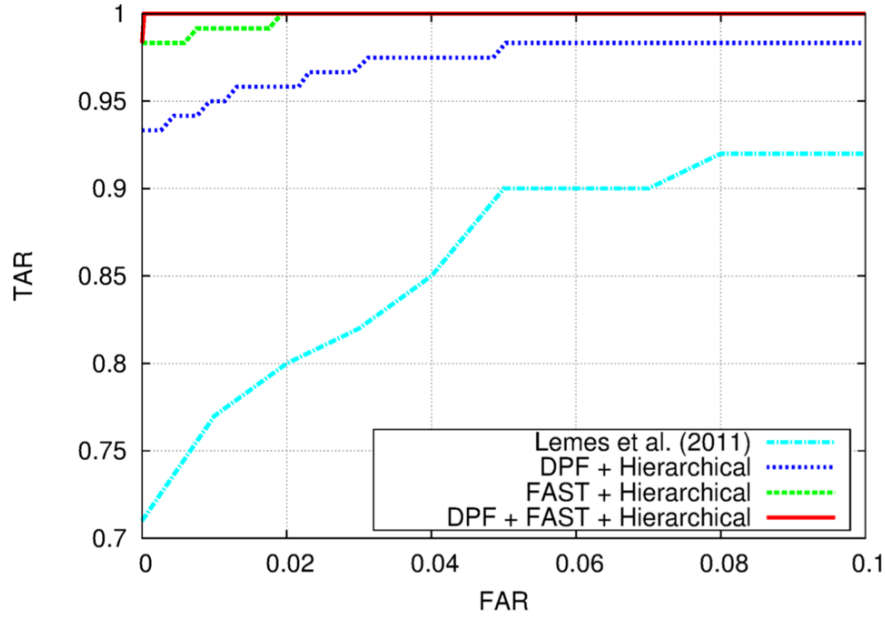
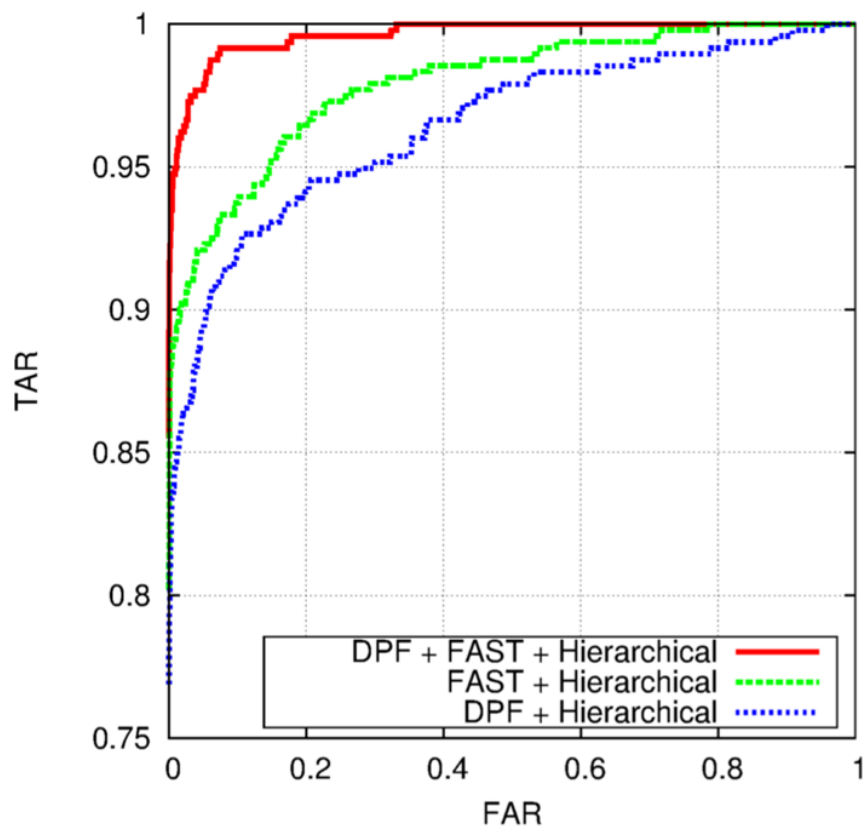


Figura 3.8: Reconhecimento no sistema (SA + FC) e no sistema (DAISY + (FAST + DPF)).

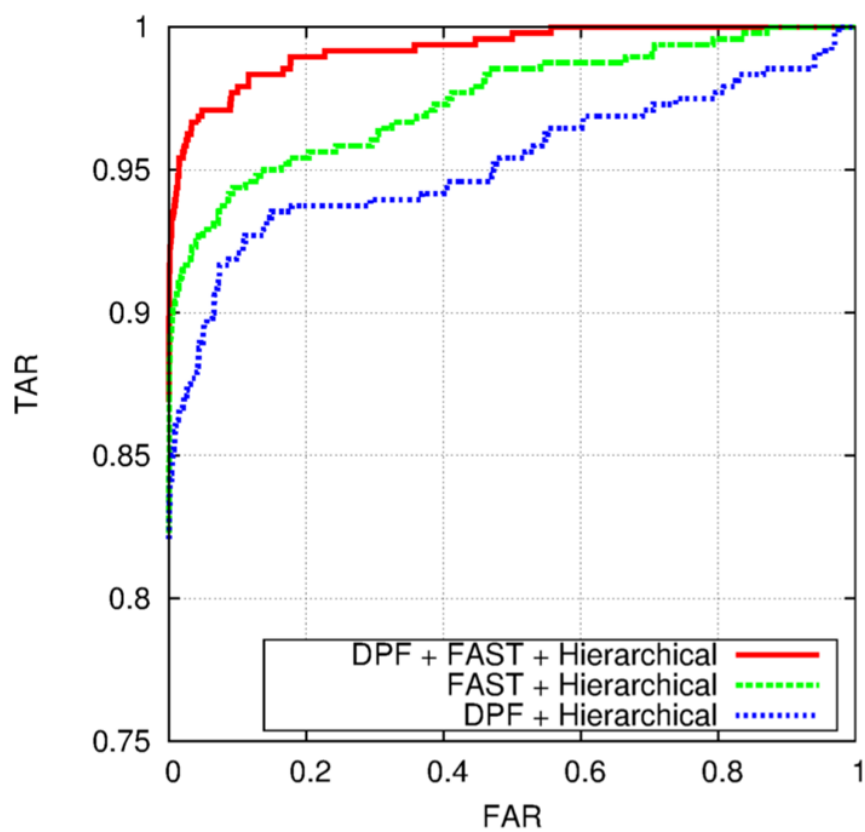
taxas de reconhecimento são melhoradas através da combinação do FAST e do DPF.

É importante notar que a resolução teve papel importante no reconhecimento. Nos subgrupos da base NB_ID_II, mesmo utilizando imagens com nível de qualidade inferior àqueles dos subgrupos da base NB_ID, obteve-se cerca de 94% TAR com 0% FAR, enquanto que obteve-se apenas cerca de 86% TAR com 0% FAR nos subgrupos NB_ID. Estes resultados comprovam a análise feita por (Weingaertner *et al.*, 2008), que concluiu que pelo menos 1500ppi são necessários para realizar o reconhecimento de recém-nascidos utilizando impressões papiloscópicas.

Em relação à utilização do método SA no alinhamento dos pontos característicos extraídos pelo FAST ou DPF. Este teste foi feito, no entanto o SA necessita de um padrão nos dados para que este consiga realizar o alinhamento. No caso do primeiro sistema, o padrão era o próprio desenho das cristas que eram alinhadas. No caso dos pontos característicos extraídos, não existe um padrão e sim uma nuvem de pontos que possuem uma relação espacial entre si. Neste caso, é o segundo sistema que tira vantagem desta relação espacial.

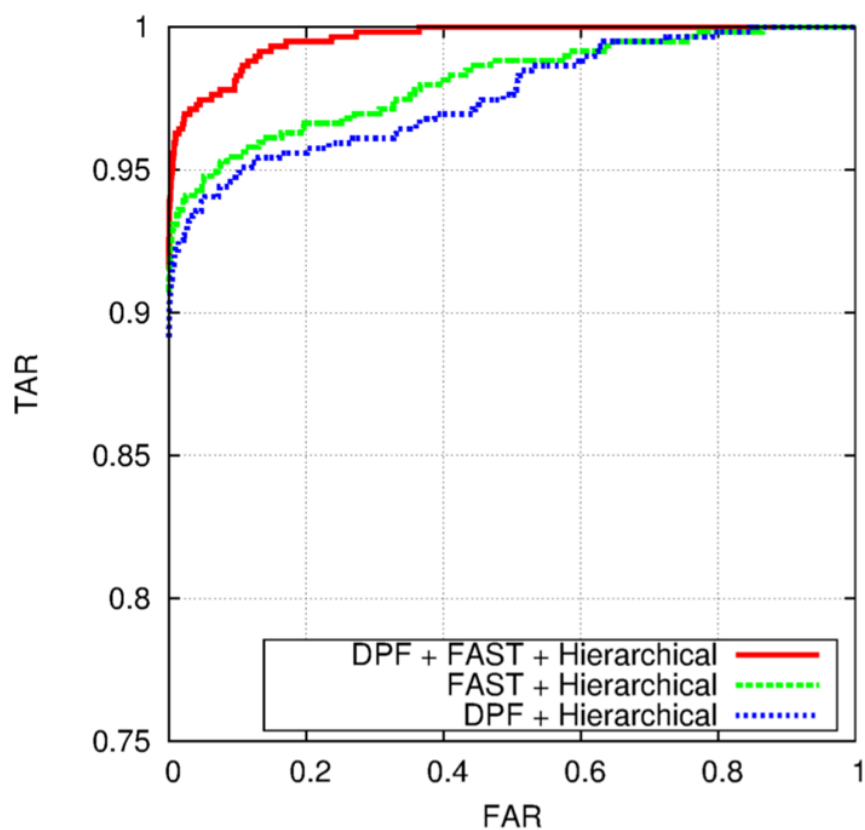


(a) Impressões Palmares NB_ID_B

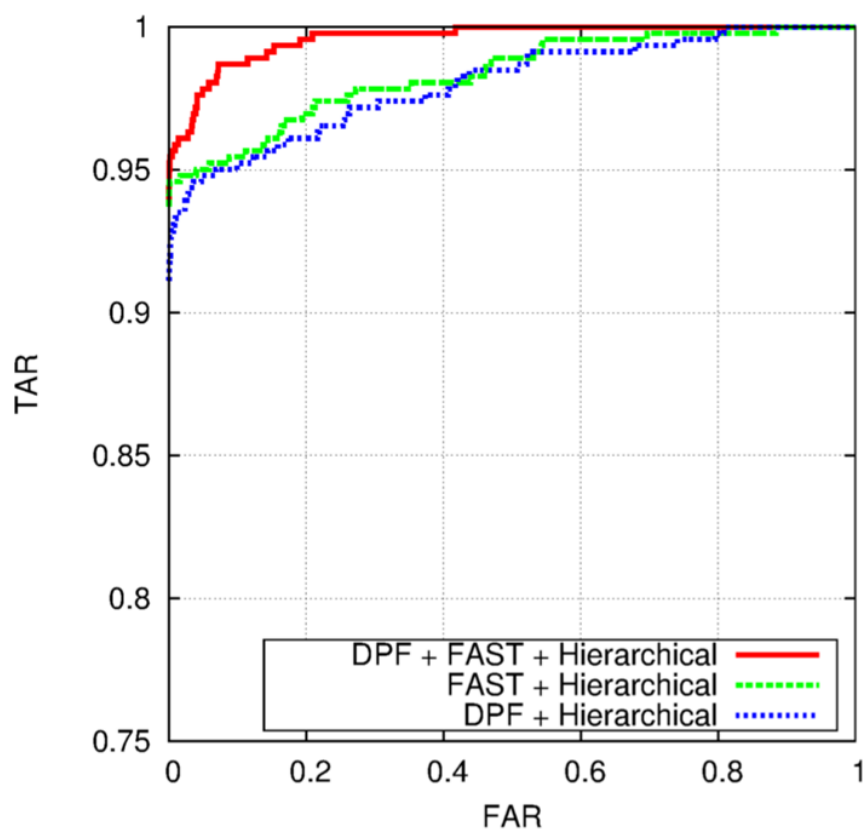


(b) Impressões Plantares NB_ID_C

Figura 3.9: Resultado do reconhecimento na base NB_ID.



(a) Impressões Palmares NB_ID_ILA



(b) Impressões Plantares NB_ID_II_B

Figura 3.10: Resultado do reconhecimento na base NB_ID_II.

CAPÍTULO 4

CONCLUSÕES

Este trabalho abordou o problema desafiador do reconhecimento automático neonatal através de impressões papiloscópicas em alta resolução. O objetivo era comprovar que abordagens de reconhecimento biométrico utilizando tais características são viáveis para identificação deste grupo de indivíduos. Pelo nosso conhecimento, este trabalho é pioneiro neste assunto.

Para atingir ao objetivo foram propostas duas diferentes soluções. A primeira faz uso de técnicas de reconstrução de cristas para extração de características tradicionais, tais como minúcias, deltas e padrão das cristas. Os algoritmos de reconhecimento utilizam tais características para efetuar a comparação por meio do alinhamento de cristas e comparação de campos de textura orientada. No entanto esta abordagem demanda imagens com nível 1 de qualidade, o que é uma desvantagem visto que uma parte das imagens papiloscópicas em recém-nascidos não possui este nível de qualidade desejável. Mas levando-se em consideração somente imagens com nível 1 a solução obteve resultados satisfatórios de reconhecimento, ou seja, taxa de 84%.

Visando atingir melhores resultados utilizando um número bem maior de imagens com níveis de qualidade mais baixos (níveis 2 e 3), foi desenvolvida uma segunda solução de reconhecimento que utiliza pontos de interesse (*keypoints*) em um esquema hierárquico. Para este fim, também foi desenvolvido um novo método de detecção de poros para extrair pontos característicos específicos das cristas papilares.

Os resultados do detector de poros em imagens papiloscópicas de recém-nascidos são comparáveis àqueles estado-da-arte em imagens de adultos. Já os resultados do algoritmo em impressões digitais de adultos apresentam taxas de detecção verdadeira mais alta do que os métodos estado-da-arte em imagens de adultos. No entanto, o método aqui apresentado não necessita reconstruir as cristas ou calcular orientação e frequência das

mesmas para efetuar a extração e posterior filtragem, o que é uma vantagem em termos de custo computacional, comparado aos métodos da literatura.

Considerando os resultados de autenticação da segunda abordagem proposta, foi comprovado que é possível alcançar cerca de 92% TAR para impressões palmares e 94% TAR para impressões plantares com 0% FAR quando imagens com resolução acima de 1500ppi são utilizadas. Também mostrou-se que esta segunda solução possui desempenho superior em relação a primeira, alcançando 98% TAR com 0% FAR no subgrupo de imagens classificadas com nível 1 de qualidade, contra 71% TAR obtido pela proposta anterior.

É importante lembrar que para realizar o reconhecimento neonatal três requerimentos principais devem ser seguidos: (1) as impressões palmares e plantares devem possuir resolução apropriada para capturar informações papiloscópicas; (2) um protocolo de coleta apropriado deve ser seguido para garantir a qualidade das imagens; e (3) algoritmos de reconhecimento devem ser capazes de se adaptar as características singulares dos recém-nascidos. Para atingir o primeiro requisito, cabe reiterar que o Prof. Luciano Silva desenvolveu um sensor com resolução acima de 2000ppi. Já o segundo requisito foi atendido com a definição de um protocolo adequado de aquisição de imagens papiloscópicas desenvolvido neste trabalho. Quanto ao terceiro requisito, a segunda abordagem de reconhecimento apresentou-se como uma solução viável uma vez que pontos característicos (poros e pontos de interesse), informações mais robustas e menos suscetíveis a variações no decorrer do crescimento da criança, foram utilizadas propiciando resultados satisfatórios.

Com base nos experimentos realizados, conclui-se que o processo automático de reconhecimento biométrico neonatal proposto é plenamente exequível, apesar das dificuldades descritas em relação a este grupo de indivíduos.

4.1 Trabalhos futuros

A abordagem de reconhecimento desenvolvida apresentou resultados apropriados ao reconhecimento automático quando utilizadas imagens com níveis de qualidade 1, 2 e 3. No entanto, para tornar mais abrangente o reconhecimento de recém-nascidos é desejável que imagens com nível 4 de qualidade também sejam utilizadas. No nível 4 de qualidade as

cristas não estão bem definidas e consequentemente não podem ser separadas de forma eficiente através dos algoritmos de reconstrução de cristas. Entretanto, neste trabalho utiliza-se os pontos de interesse para realizar o reconhecimento, pontos estes que podem ser extraídos nestas imagens. No entanto, esta extração tende a ser mais ruidosa e ineficiente do que nos níveis 1, 2 e 3. Nos trabalhos futuros uma abordagem que também poderia ser propícia a utilização das imagens com nível 4 de qualidade seria a utilização de técnicas relacionadas a impressões latentes, técnicas estas que levam em consideração a análise de partes da impressão papiloscópica isoladamente e não a imagem como um todo. Tais técnicas podem ser viáveis visto que no nível 4 de qualidade podem haver partes da imagem onde seja possível visualizar cristas papilares, mas na maior parte da imagem não é possível extrair nenhuma informação, ou seja, a imagem está borrada.

Outro ponto que poderia ser melhorado é aquele referente ao algoritmo de análise de qualidade que pode ser utilizado em tempo real no momento das coletas. Assim, utilizando a resposta do algoritmo, poderia-se fazer uma nova coleta caso a imagem seja classificada como nível 4 ou 5. Sendo assim, serão analisadas em mais detalhe as características destas imagens e do algoritmo de classificação, visando ampliar o alcance da abordagem biométrica.

O foco principal deste trabalho foi a utilização de impressões palmares e plantares de recém-nascidos. As impressões digitais deverão ser objeto de uma pesquisa mais aprofundada em trabalhos futuros, podendo contribuir diretamente para que os resultados do reconhecimento sejam aprimorados. Da mesma forma, as impressões digitais das mães também podem ser utilizadas em um sistema conjunto de identificação. Tal estudo multibiométrico também poderia vir a ser desenvolvido. Em se tratando de multibiometria, no presente trabalho não foram analisados os resultados da combinação entre impressões palmares e plantares. Isto poderia garantir resultados ainda mais robustos de reconhecimento.

No módulo de extração dos pontos de interesse melhorias também podem ser implementadas. A taxa de falsa detecção do algoritmo de extração de poros é particularmente influenciada pela detecção de bifurcações das cristas. Seria conveniente uma melhor forma

de identificar estes pontos para então descartá-los. Além disso, outra melhoria se daria ao analisar a circunferência em torno de cada ponto candidato de forma simétrica, ou seja, ao ocorrer uma transição de vale para crista ou vice-versa, esta transição também se daria simetricamente no lado oposto da circunferência. Ao observar esta transição simétrica em um ponto candidato, sabe-se estar lidando com um ponto de vale, que deve portanto ser descartado.

BIBLIOGRAFIA

- N. Azevedo. Identificação neonatal. *XVIII Congresso Nacional de Criminalística. Palestra proferida. Belém - PA - Brazil.*, 2005.
- S. Balameenakshi and S. Sumathi. Multi-biometric system for newborn recognition. *International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT)*, 2(5):2018–2024, 2013.
- S. Balameenakshi, S. Sumathi, and R.R.H. Malini. Identity verification of newborn using biometrics. *International Journal of Engineering Research and Applications (IJERA), National Conference on Advanced Communication & Computing Techniques (NCACCT)*, pages 16–22, 2013.
- H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars, and L. Van Gool. Speeded-up robust features (surf). *Comput. Vis. Image Underst.*, 110(3):346–359, 2008.
- S. Bharadwaj, H. S. Bhatt, R. Singh, M. Vatsa, and S. K. Singh. Face recognition for newborns: A preliminary study. *Fourth IEEE International Conference on Biometrics: Theory Applications and Systems (BTAS)*, 1:1–6, 2010.
- R. M. Bolle, J. H. Connell, S. Pankanti, N. K. Ratha, and A. W. Senior. *Guide to Biometrics*. Springer, 2003.
- G. Bradski. The OpenCV Library. *Dr. Dobb's Journal of Software Tools*, 2000.
- J.A. Canny. A computational approach to edge detection. *EEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 8(6):679–698, 1986.
- I. Castellanos. Limitations of footprinting as means of infant identification. *Dermopapiloscopia Clinica. Imp. P. Fernández y Cía, Havana, Cuba.*, 1953.
- M.N.L. Cat. Método footscanage para determinação da idade gestacional. tese (doutorado). *Universidade Federal do Paraná*, 2003.

- S. Chikkerur, A. N. Cartwright, and Govindaraju V. Fingerprint enhancement using STFT analysis. *Pattern Recognition*, 40(1):198–211, 2007.
- H. Cummins and C. Midlo. Finger prints, palms and soles. *New York: Dover Publications.*, 1943.
- J. Dalton, I. Kim, and B. Lim. Rfid technologies in neonatal care. *White Paper by Intel Corporation, LG CNS, ECO Inc and WonJu Christian Hospital.*, 2005.
- J. Daugman. New methods in iris recognition. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics B.*, 37(5):1167–1175, 2007.
- G.L. David. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International Journal of Computer Vision*, 60(2):91–110, 2004.
- D. E. Gleason. Footprinting for identification of infants. *Pediatrics.*, 42(6):1012–1013, 1968.
- D. E. Gleason. Improved methods of newborn identification. *Canadian Hospital.*, 50(5): 24–28, 1973.
- J.C. Gómez. La identificacion del recién nacido. *Buenos Aires: apud. (Castellanos, 1953).*, 1943.
- L. Hong, Y. Wan, and A. K. Jain. Fingerprint image enhancement: Algorithm and performance evaluation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20(8):777–789, 1998.
- A. K. Jain, S. Prabhakar, L. Hong, and S. Pankanti. Filterbank-based fingerprint matching. *IEEE Transactions on Image Processing*, 9(5):846–859, 2000.
- A. K. Jain, A. Ross, and S. Prabhakar. An introduction to biometric recognition. *IEEE Trans Circuits Syst Video Technol Special Issue Image Video based Biometrics*, 14(1): 4–20, 2004.

- A.K. Jain, C. Yi, and M. Demirkus. Pores and ridges: High-resolution fingerprint matching using level 3 features. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 29(1):15–27, 2007.
- W. Jia, J. Gui, R. Hu, Y. Lei, and X. Xiao. Newborn footprint recognition using subspace learning methods. *Lecture Notes in Computer Science (Advanced Intelligence Computing Theories and Applications)*, 6215:447–453, 2010a.
- W. Jia, Hu R., J. Gui, and Y. Lei. Newborn footprint recognition using band-limited phase-only correlation. *Lecture Notes in Computer Science (Medical Biometrics)*, 6165: 83–93, 2010b.
- W. Jia, H.Y. Cai, J. Gui, R.X. Hu, Y.K. Lei, and X.F. Wang. Newborn footprint recognition using orientation feature. *Neural Computing and Applications*, 21(8):1855–1863, 2012.
- S. Kirkpatrick, C. Gelatt, and M. Vecchi. Optimization by simulated annealing. *Science*, 220:671–680, 1983.
- K. Kryszczuk, A. Drygajlo, and P. Morier. Extraction of level 2 and level 3 features for fragmentary fingerprints. *Proceedings of the 2nd COST Action 275 Workshop*, 275: 83–88, 2004a.
- K.M. Kryszczuk, P. Morier, and A. Drygajlo. Study of the distinctiveness of level 2 and level 3 features in fragmentary fingerprint comparison. *Biometric Authentication. Springer Berlin Heidelberg*, pages 124–133, 2004b.
- R. P. Lemes, O. R. P. Bellon, L. Silva, and M. N. L. Cat. Identificação biométrica de recém-nascidos através da superfície palmar. *Anais do XXXI Congresso da Sociedade Brasileira de Computação: WIM-XI Workshop de Informática Médica - (Artigo premiado)*, 2011a.
- R. P. Lemes, O. R. P. Bellon, L. Silva, and A. K. Jain. Biometric recognition of new-

- borns: Identification using palmprints. *International Joint Conference on Biometrics. Washington DC - USA*, pages 1–6, 2011b.
- R. P. Lemes, O. R. P. Bellon, L. Silva, and M. N. L. Cat. Identificação biométrica de recém-nascidos. *Journal of Health Informatics.*, 4(3), 2012.
- S. Z. Li and A. K. Jain. *Handbook of Face Recognition*. Springer, New York, 2004.
- E. Liu, A.K. Jain, and J. Tian. A coarse to fine minutiae-based latent palmprint matching. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 35(10):2307–2322, 2013.
- N. Otsu. A threshold selection method from gray level histograms. *IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics*, 9(1):62–66, 1979.
- N.R. Parsons, J.Q. Smith, E. Thonnes, L. Wang, and R.G. Wilson. Rotationally invariant statistics for examining the evidence from the pores in fingerprints. *Law, Probability and Risk*, 7(1):1–14, 2008.
- N. T. R. Pela, M. V. Mamed, and M. S. G. Tavares. Análise crítica de impressões plantares de recém-nascidos. *Revista Brasileira de Enfermagem*, 29:100–105, 1975.
- M. Ray, P. Meenen, and R. Adhami. A novel approach to fingerprint pore extraction. *Proceedings of the Thirty-Seventh Southeastern Symposium on System Theory*, pages 282–286, 2005.
- A. Ross, K. Nandakumar, and A. K. Jain. *Handbook of Multibiometrics*. Springer, 2006.
- E. Rosten and T. Drummond. Machine learning for high-speed corner detection. In *European Conference on Computer Vision*, 2006.
- K.S. Shepard, T. Erickson, and H. Fromm. Limitations of footprinting as means of infant identification. *Journal of Pediatrics.*, 37(1):107–108, 1966.
- X. Shuai, C. Zhang, and P. Hao. Fingerprint indexing based on composite set of reduced sift features. *International Conference on Pattern Recognition*, pages 1–4, 2008.

- C. Silpa-Anan and R. Hartley. Optimised kd-trees for fast image descriptor matching. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 1–8, 2008.
- L. Silva, O. R. P. Bellon, R. P. Lemes, J. A. Meira, and M. N. L. Cat. An image processing tool to support gestational age determination. In *IEEE International Symposium on Computer-Based Medical Systems*, pages 867–874, 2006.
- M.E. Stapleton. Best foot forward: Infant footprints for personal identification. *Law Enforcement Bulletin* 63, FBI., 1999.
- J.D. Stosz and L.A. Alyea. Automated system for fingerprint authentication using pores and ridge ridge structure. *Proceedings of the SPIE Conference on Automatic Systems for the Identification and Inspection of Humans*, 2277:210–223, 1994.
- J.E. Thompson, D.A. Clark, B. Salisbury, and J. Cahill. Footprinting the newborn: not cost-effective. *Journal of Pediatrics.*, 99(1):797–798, 1981.
- S. Tiwari, A. Singh, and S.K. Singh. Intelligent method for face recognition of infant. *International Journal of Computer Applications*, 52(4):46–50, 2012a.
- S. Tiwari, A. Singh, and S.K. Singh. Fusion of ear and soft-biometrics for recognition of newborn. *Signal and Image Processing: An International Journal (SIPIJ)*, 3(3): 103–116, 2012b.
- S. Tiwari, A. Singh, and S.K. Singh. Multimodal database of newborns for biometric recognition. *International Journal of Bio-Science and Bio-Technology*, 5(2):89–99, 2013.
- E. Tola, V. Lepetit, and P. Fua. A fast local descriptor for dense matching. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR08)*, pages 1–8, 2008.
- P. Viola and M. Jones. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1:511–518, 2001.
- D. Weingaertner, O. R. P. Bellon, M. N. L. Cat, and L. Silva. Newborn’s biometric identification: can it be done? *International Conference on Computer Vision Theory and Applications (VISAPP)*, (1):200–205, 2008.

- J. Wierschem. Know them by their feet. *Medical Record News*, 168:158–160, 1965.
- C. L. Wilson, G. T. Candela, and C. I. Watson. Neural network fingerprint classification. *Journal of Artificial Neural Networks*, 1(2):203–228, 1994.
- C. Wu, S. Tulyakov, and V. Govindaraju. Image quality measures for fingerprint image enhancement. *Lecture Notes in Computer Science*, 4105:215–222, 2006.
- Y. Yao, P. Frasconi, and M. Pontil. Fingerprint classification with combinations of support vector machines. *Proceeding of International Conference on Audio-and Video-Based Biometric Person Authentication (AVBPA)*, Springer Berlin Heidelberg, pages 253–258, 2001.
- Y. Yao, G. L. Marcialis, P. Frasconi, M. Pontil, and F. Roli. Combining flat and structured representations for fingerprint classification with recursive neural networks and support vector machines. *Pattern Recognition*, 36(2):397–406, 2003.
- Q. Zhao, L. Zhang, D. Zhang, W. Huang, and J. Bai. Curvature and singularity driven diffusion for orientation pattern enhancement with singular points. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR09)*, pages 2129–2135, 2009.
- Q. Zhao, D. Zhang, L. Zhang, and N. Luo. Adaptive fingerprint pore modeling and extraction. *Pattern Recognition*, 43:2833–2844, 2010.
- K. Zuiderveld. *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization*. *Graphics gems IV*, pages 474–485. Academic Press Professional, 1994.